

**PEMILIHAN REGRESI *ZERO-INFLATED* POISSON (ZIP)  
DAN REGRESI *ZERO-INFLATED* BINOMIAL NEGATIF  
(ZIBN) PADA ANGKA KEMATIAN IBU KABUPATEN  
BOJONEGORO TAHUN 2016  
(DATA MENGALAMI OVERDISPERSI)**

**SKRIPSI**

**oleh :  
QO'ID WAHYU PRIANGGADA  
115090507111003**



**PROGRAM STUDI STATISTIKA  
JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS BRAWIJAYA  
MALANG  
2017**

**PEMILIHAN REGRESI *ZERO-INFLATED* POISSON (ZIP)  
DAN REGRESI *ZERO-INFLATED* BINOMIAL NEGATIF  
(ZIBN) PADA ANGKA KEMATIAN IBU KABUPATEN  
BOJONEGORO TAHUN 2016  
(DATA MENGALAMI OVERDISPERSI)**

**SKRIPSI**

Sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains  
dalam bidang Statistika

oleh :  
**QO'ID WAHYU PRIANGGADA**  
**115090507111003**



**PROGRAM STUDI STATISTIKA  
JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS BRAWIJAYA  
MALANG  
2017**

**LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI**  
**PEMILIHAN REGRESI *ZERO-INFLATED* POISSON (ZIP)**  
**DAN REGRESI *ZERO-INFLATED* BINOMIAL NEGATIF**  
**(ZIBN) PADA ANGKA KEMATIAN IBU KABUPATEN**  
**BOJONEGORO TAHUN 2016**  
**(DATA MENGALAMI OVERDISPERSI)**

oleh :  
**QO'ID WAHYU PRIANGGADA**  
**115090507111003**

**Setelah dipertahankan di depan Majelis Penguji**  
**pada tanggal 29 Agustus 2017**  
**dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh gelar**  
**Sarjana Sains dalam bidang Statistika**

**Dosen Pembimbing**

**Ir. Heni Kusdarwati, MS.**  
**NIP. 196112081987012001**

**Mengetahui,**  
**Ketua Jurusan Matematika**  
**Fakultas MIPA Universitas Brawijaya**

**Ratno Bagus Edy Wibowo, S.Si., M.Si., Ph.D.**  
**NIP. 197509082000031003**

## **LEMBAR PERNYATAAN**

**Saya yang bertanda tangan di bawah ini :**

**Nama** : Qo'id Wahyu Prianggada  
**NIM** : 115090507111003  
**Program Studi** : Statistika  
**Penulis Skripsi Berjudul** :

**PEMILIHAN REGRESI *ZERO-INFLATED* POISSON (ZIP)  
DAN REGRESI *ZERO-INFLATED* BINOMIAL NEGATIF  
(ZIBN) PADA ANGKA KEMATIAN IBU KABUPATEN  
BOJONEGORO TAHUN 2016  
(DATA MENGALAMI OVERDISPERSI)**

**Dengan ini menyatakan bahwa :**

- 1. Isi dari Skripsi yang saya buat adalah benar-benar karya saya sendiri dan tidak menjiplak karya orang lain, selain nama-nama yang termaktub di isi dan tertulis di daftar pustaka dalam Skripsi ini.**
- 2. Apabila dikemudian hari ternyata Skripsi yang saya tulis terbukti hasil jiplakan, maka saya akan bersedia menanggung segala resiko yang akan saya terima.**

**Demikian pernyataan ini dibuat dengan segala kesadaran.**

**Malang, 29 Agustus 2017  
Yang menyatakan,**

**Qo'id Wahyu Prianggada  
NIM. 115090507111003**

**PEMILIHAN REGRESI *ZERO-INFLATED* POISSON (ZIP)  
DAN REGRESI *ZERO-INFLATED* BINOMIAL NEGATIF  
(ZIBN) PADA ANGKA KEMATIAN IBU KABUPATEN  
BOJONEGORO TAHUN 2016  
(Data Mengalami Overdispersi)**

**ABSTRAK**

Jumlah kematian ibu hamil di setiap kecamatan yang terdapat di Bojonegoro Tahun 2016 ditentukan oleh beberapa faktor yaitu persentase cakupan K1, persentase cakupan K4, persentase komplikasi kebidanan yang ditangani, persentase pelayanan ibu nifas. Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan dua model regresi yaitu regresi *Zero Inflated Poisson* (ZIP) dan regresi *Zero Inflated Binomial Negatif* (ZIBN) pada satu data yaitu data angka kematian ibu. Berdasarkan hasil penelitian, terbentuklah model dengan nilai dugaan parameter model ZIP adalah persentase cakupan K1 ( $\beta_1 = 0.00675$  dan  $\gamma_1 = -20.151$ ), persentase cakupan K4 ( $\beta_2 = -0.06204$  dan  $\gamma_2 = 8.011$ ), persentase komplikasi kebidanan yang ditangani ( $\beta_3 = -0.03024$  dan  $\gamma_3 = 3.882$ ), persentase pelayanan ibu nifas ( $\beta_4 = -0.10919$  dan  $\gamma_4 = 8.451$ ). Sedangkan nilai dugaan parameter model ZIBN yang terbentuk adalah persentase cakupan K1 ( $\beta_1 = 0.006548$  dan  $\gamma_1 = -18.206$ ), persentase cakupan K4 ( $\beta_2 = -0.062039$  dan  $\gamma_2 = 7.206$ ), persentase komplikasi kebidanan yang ditangani ( $\beta_3 = -0.030274$  dan  $\gamma_3 = 3.513$ ), persentase pelayanan ibu nifas ( $\beta_4 = -0.109200$  dan  $\gamma_4 = 7.675$ ). Namun, kedua model regresi tersebut menghasilkan parameter yang semuanya tidak signifikan, hanya *intercept* ( $\beta_0$  dan  $\gamma_0$ ) yang signifikan. Dari hasil pengujian *Pearson Chi-Square*, model Regresi *Zero Inflated Binomial Negatif* lebih tepat digunakan untuk data Angka Kematian Ibu Kabupaten Bojonegoro Tahun 2016.

Kata Kunci : *Zero Inflation, Overdispersi, Regresi Zero Inflated Poisson, Regresi Zero Inflated Binomial Negatif*

**SELECTION OF ZERO INFLATED POISSON REGRESSION  
(ZIP) AND ZERO INFLATED NEGATIVE BINOMIAL  
REGRESSION (ZINB) IN MATERNAL MORTALITY RATE  
OF BOJONEGORO REGENCY 2016  
(Overdispersion Data)**

**ABSTRACT**

The number of pregnant mother's deaths in each subdistrict in Bojonegoro 2016 is determined by several factors: percentage of K1 coverage, percentage of K4 coverage, percentage of obstetric complications handled, percentage of postpartum care. This research aims to modeling two regression models namely Zero Inflated Poisson regression (ZIP) and Zero Inflated Negative Binomial regression (ZIBN) on one data that is maternal mortality data. Based on the result of research, formed model with estimated parameter value of ZIP model is the percentage of K1 coverage ( $\beta_1 = 0.00675$  and  $\gamma_1 = -20.151$ ), percentage of K4 coverage ( $\beta_2 = -0.06204$  and  $\gamma_2 = 8.011$ ), percentage of obstetric complications handled ( $\beta_3 = -0.03024$  and  $\gamma_3 = 3.882$ ), percentage of postpartum care ( $\beta_4 = -0.10919$  and  $\gamma_4 = 8.451$ ). While the estimated parameters value of ZIBN model formed is the percentage of K1 coverage ( $\beta_1 = 0.006548$  and  $\gamma_1 = -18.206$ ), percentage of K4 coverage ( $\beta_2 = -0.062039$  and  $\gamma_2 = 7.206$ ), percentage of obstetric complications handled ( $\beta_3 = -0.030274$  and  $\gamma_3 = 3.513$ ), percentage of postpartum care ( $\beta_4 = -0.109200$  and  $\gamma_4 = 7.675$ ). However, both regression models generate parameters that are all insignificant, only intercept ( $\beta_0$  and  $\gamma_0$ ) is significant. From Pearson Chi-Square test result, Zero Inflated Negative Binomial Regression model is more appropriate to be used for data of Maternal Mortality Rate of Bojonegoro Regency 2016.

**Keywords :** Zero Inflation, Overdispersion, Zero Inflated Poisson Regression, Zero Inflated Negative Binomial Regression

## KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT karena hanya dengan berkat, rahmat dan karunia-Nya, penulis dapat menyelesaikan Laporan Skripsi sebagai salah satu syarat kelulusan untuk memperoleh gelar sarjana.

Melalui kesempatan ini, penulis ingin menyampaikan rasa hormat dan terima kasih atas bantuan dan dukungan selama penyusunan dan penulisan laporan ini kepada:

1. Ibu Ir. Heni Kusdarwanti, MS selaku dosen pembimbing yang telah memberikan ilmu, motivasi, waktu, saran, dan bimbingan.
2. Ibu Dr. Suci Astutik, S.Si., M.Si selaku dosen penguji I atas waktu, ilmu serta saran yang telah diberikan.
3. Ibu Nurjannah, S.Si., M.Phil., Ph.D selaku dosen penguji II atas waktu, ilmu serta saran yang telah diberikan.
4. Bapak Ratno Bagus Edy Wibowo, S.Si., M.Si., Ph.D. selaku Ketua Jurusan Matematika FMIPA Universitas Brawijaya.
5. Keluarga besar tercinta yang senantiasa memberikan doa, semangat, kasih sayang, dan kesabaran dalam setiap langkah untuk menuntut ilmu.
6. Sahabatku Hasan, Tono, Angga, Adit, Umar, serta teman-teman Statistika 2011 Universitas Brawijaya yang telah memberikan doa, semangat dan masukan.
7. Semua pihak yang telah membantu dalam penyusunan skripsi ini.

Penulis sadar bahwa skripsi ini masih banyak kekurangan karena keterbatasan penulis. Untuk itu, dengan segala kerendahan hati penulis mengharap kritik dan saran. Semoga skripsi ini bermanfaat bagi semua pihak.

Malang, 29 Agustus 2017

Penulis

## DAFTAR ISI

	Halaman
<b>HALAMAN JUDUL .....</b>	<b>i</b>
<b>LEMBAR PENGESAHAN .....</b>	<b>ii</b>
<b>LEMBAR PERNYATAAN .....</b>	<b>iii</b>
<b>ABSTRAK .....</b>	<b>iv</b>
<b>ABSTRACT .....</b>	<b>v</b>
<b>KATA PENGANTAR .....</b>	<b>vi</b>
<b>DAFTAR ISI .....</b>	<b>vii</b>
<b>DAFTAR GAMBAR .....</b>	<b>ix</b>
<b>DAFTAR TABEL .....</b>	<b>x</b>
<b>DAFTAR LAMPIRAN .....</b>	<b>xi</b>
 <b>BAB I PENDAHULUAN</b>	
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	2
1.3 Tujuan Penelitian .....	2
1.4 Batasan Masalah .....	3
1.5 Manfaat Penelitian .....	3
 <b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b>	
2.1 Sebaran Poisson .....	5
2.2 Regresi Poisson .....	6
2.3 Sebaran Binomial Negatif .....	6
2.4 Regresi Binomial Negatif (BN) .....	7
2.5 <i>Zero Inflation</i> .....	7
2.6 Regresi Zero Inflated Poisson (ZIP) .....	8
2.7 Pendugaan Parameter Regresi Zero Inflated Poisson (ZIP) .....	9
2.8 Regresi Zero Inflated Binomial Negatif (ZIBN) .	12
2.9 Pendugaan Parameter Regresi Zero Inflated Binomial Negatif (ZIBN) .....	13
2.10 Multikolinieritas .....	16
2.11 Overdispersi .....	16
2.12 Uji Signifikansi Parameter Secara Simultan .....	17



2.13 Uji Signifikansi Parameter Secara Parsial .....	18
2.14 Uji Kelayakan Model .....	18
2.15 Pemilihan Model Terbaik .....	19
2.16 Angka Kematian Ibu .....	19
<b>BAB III METODE PENELITIAN</b>	
3.1 Data Penelitian .....	23
3.2 Metode Analisis .....	24
<b>BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN</b>	
4.1 Pemeriksaan Sebaran Peubah Respon .....	27
4.2 Pemeriksaan Nonmultikolinieritas .....	27
4.3 Pemeriksaan Overdispersi .....	28
4.4 Pemeriksaan <i>Zero Inflation</i> .....	28
4.5 Pendugaan Parameter Regresi .....	29
4.5.1 Regresi Zero Inflated Poisson (ZIP) .....	29
4.5.2 Regresi Zero Inflated Negatif Binomial (ZIBN) .....	31
4.6 Pengujian Parameter Model .....	32
4.6.1 Uji Signifikansi Parameter Simultan .....	32
4.6.2 Uji Signifikansi Parameter Parsial .....	33
4.7 Uji Kelayakan Model .....	35
4.8 Pemilihan Model Terbaik .....	35
<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN</b>	
5.1 Kesimpulan .....	37
5.2 Saran .....	37
<b>DAFTAR PUSTAKA</b> .....	39
<b>LAMPIRAN</b> .....	43

## DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 3.1 Diagram Alir Metode Penelitian .....	25

## DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 3.1 Peubah yang Digunakan dalam Penelitian .....	23
Tabel 4.1 Hasil Penghitungan VIF.....	28
Tabel 4.2 Pemeriksaan <i>Zero Inflation</i> Peubah Respon .....	29
Tabel 4.3 Pendugaan Parameter Model ZIP untuk $\ln(\mu)$ .....	29
Tabel 4.4 Pendugaan Parameter Model ZIP untuk $\text{logit}(\omega)$ ..	29
Tabel 4.5 Pendugaan Parameter Model ZIBN untuk $\ln(\mu)$ .....	31
Tabel 4.6 Pendugaan Parameter Model ZIBN untuk $\text{logit}(p_i)$ .	31
Tabel 4.7 Pengujian Parameter Secara Parsial Model Regresi ZIP .....	33
Tabel 4.8 Pengujian Parameter Secara Parsial Model Regresi ZIBN .....	34
Tabel 4.9 <i>P-Value</i> dari Statistik Uji <i>Pearson Chi-Square</i> .....	35
Tabel 4.10 Statistik Uji <i>Pearson Chi-Square</i> .....	36

## DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1. Data Angka Kematian Ibu (AKI) pada Setiap Kecamatan di Kabupaten Bojonegoro pada Tahun 2016 .....	43
Lampiran 2. Uji Kolmogorov Smirnov untuk Pemeriksaan Sebaran .....	45
Lampiran 3. Pemeriksaan Nonmultikolinieritas dengan VIF .....	46
Lampiran 4. Pemeriksaan Overdispersi .....	47
Lampiran 5. Algoritma RStudio untuk Model Regresi Zero Inflated Poisson (ZIP) dan Model Regresi Zero Inflated Binomial Negatif (ZIBN) dengan menggunakan packages <i>pscl</i> .....	48
Lampiran 6. Hasil Pendugaan Parameter Model Regresi Zero Inflated Poisson (ZIP) .....	49
Lampiran 7. Hasil Pendugaan Parameter Model Regresi Zero Inflated Binomial Negatif (ZIBN) .....	50
Lampiran 8. Perhitungan Excel <i>Pearson Chi-Square</i> untuk Regresi <i>Zero Inflated Poisson</i> .....	51
Lampiran 9. Perhitungan Excel <i>Pearson Chi-Square</i> untuk Regresi <i>Zero Inflated Binomial Negatif</i> . ....	53

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Analisis regresi ada kaitan dengan pengaruh satu atau beberapa peubah penjelas terhadap peubah respon (Gujarati, 1991). Banyak dijumpai peubah yang saling berhubungan di dalam kehidupan sehari-hari sehingga dapat dibentuk model untuk mengetahui hubungan antara peubah. Apabila ingin mengetahui hubungan peubah penjelas (X) dengan peubah respon (Y) dapat digunakan analisis regresi. Dalam regresi, peubah respon ada yang berbentuk diskrit yang dikategorikan sebagai kejadian Poisson. Analisis regresi yang akan digunakan adalah regresi Poisson karena data mengikuti sebaran Poisson. Asumsi yang harus terpenuhi untuk Regresi Poisson adalah nilai ragam yang haruslah sama dengan rata-rata (*equidispersi*). Namun dalam kasus nyata pada data penelitian yang akan diamati, tidak terpenuhinya asumsi ini akan terjadi. Sering ditemui pada penelitian-penelitian dengan menggunakan data-data kesehatan di mana ragam lebih besar dari rata-rata (*overdispersi*) atau ragam lebih kecil dari rata-rata (*underdispersi*).

Berdasarkan pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Kartiningrum E.D. (2013) tentang data kematian ibu di Jawa Timur Tahun 2010 diketahui bahwa regresi *Zero-Inflated* Poisson (ZIP) dapat digunakan untuk membentuk model dari data tersebut yang menyebar Poisson. Dalam penelitian lain yang dilakukan oleh Sekarmini N.M. dkk., (2013), peneliti menggunakan regresi *Zero-Inflated* Negatif Binomial (ZINB) pada data kematian yang menyebar Poison. Berdasarkan dari dua penelitian tersebut, regresi *Zero-Inflated* Poisson (ZIP) dan regresi *Zero-Inflated* Negatif Binomial (ZINB) dapat digunakan untuk data kematian yang menyebar secara Poisson dan mengalami *overdispersi* serta data yang banyak terdapat nilai nol (*zero inflation*) pada peubah respon. Berdasarkan hasil dari dua penelitian tersebut, maka pada penelitian ini akan dicari model terbaik antara regresi *Zero-Inflated* Poisson (ZIP) dan regresi *Zero-Inflated* Negatif Binomial (ZINB) pada data kematian yang mengalami *overdispersi* dan terdapat banyaknya nilai 0 (*zero inflation*).

Salah satu permasalahan penting di Indonesia sampai saat ini yang masih menjadi fokus penting pemerintah dan merupakan permasalahan yang besar adalah permasalahan banyaknya kematian ibu hamil. Sudah berbagai upaya yang telah dilakukan pemerintah untuk mengurangi angka kematian ibu. Angka Kematian Ibu (AKI) merupakan salah satu indikator dalam menentukan derajat kesehatan masyarakat. Menurut Depkes (2009), kematian ibu adalah kematian yang terjadi pada ibu selama masa kehamilan atau dalam 42 hari setelah berakhirnya kehamilan oleh setiap penyebab yang berhubungan dengan atau diperberat oleh kehamilan atau penanganan kehamilan dan persalinan tetapi bukan terjadi akibat dari kecelakaan.

Kematian ibu selalu berdampak menyedihkan bagi kerukunan keluarga dan anak yang ditinggalkan (Manuaba, 2008). Menurut Depkes (2009), dalam upaya pencapaian MDG's dan tujuan pembangunan kesehatan, peningkatan pelayanan kesehatan ibu diprioritaskan dengan menurunkan angka kematian ibu menjadi 102 per 100.000 kelahiran hidup pada tahun 2015 dari 425 per 100.000 kelahiran hidup pada tahun 1992.

## **1.2 Rumusan Masalah**

1. Apakah regresi *Zero-Inflated* Poisson (ZIP) dan regresi *Zero-Inflated* Negatif Binomial (ZINB) dapat digunakan untuk memodelkan kasus Angka Kematian Ibu?
2. Model manakah yang terbaik antara regresi *Zero-Inflated* Poisson (ZIP) dan regresi *Zero-Inflated* Negatif Binomial (ZINB) pada kasus Angka Kematian Ibu?

## **1.3 Tujuan Penelitian**

1. Membentuk model regresi *Zero-Inflated* Poisson (ZIP) dan regresi *Zero-Inflated* Negatif Binomial (ZINB) pada kasus Angka Kematian Ibu.
2. Menentukan model terbaik antara regresi *Zero-Inflated* Poisson (ZIP) dan regresi *Zero-Inflated* Negatif Binomial (ZINB) pada kasus Angka Kematian Ibu.

## **1.4 Batasan Masalah**

Penelitian ini menggunakan data sekunder yaitu data Kematian Ibu di Kabupaten Bojonegoro tahun 2016 di mana peubah respon menyebar secara Poisson dan terdapat *overdispersi*.

## **1.5 Manfaat Penelitian**

Manfaat penelitian ini adalah dapat mengetahui apakah regresi *Zero-Inflated* Poisson (ZIP) dan regresi *Zero-Inflated* Negatif Binomial (ZINB) dapat digunakan untuk memodelkan kasus Angka Kematian Ibu di Kabupaten Bojonegoro tahun 2016 dan untuk mengetahui model terbaik antara regresi *Zero-Inflated* Poisson (ZIP) dan regresi *Zero-Inflated* Negatif Binomial (ZINB) pada kasus Angka Kematian Ibu di Kabupaten Bojonegoro tahun 2016 serta untuk mengetahui peubah manakah yang paling berpengaruh terhadap angka kematian ibu sesuai dengan model yang didapat.





## BAB II TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Sebaran Poisson

Sebaran Poisson biasa digunakan untuk memodelkan suatu kejadian yang jarang terjadi, seperti contoh jumlah penderita kanker hati di suatu daerah pada periode waktu tertentu, jumlah kecelakaan lalu lintas pada suatu lokasi per tahun, jumlah kematian yang disebabkan oleh penyakit syaraf pada suatu rumah sakit per tahun, dan lainnya (Kleinbaum dkk., 1988).

Sebaran Poisson hanya bergantung pada rata-rata banyaknya hasil percobaan yang terjadi selama selang waktu atau daerah yang telah ditentukan. Sebaran Poisson memiliki fungsi peluang (Walpole, 1995) :

$$P(y; \mu) = \frac{e^{-\mu} \mu^y}{y!}, \text{ untuk } y = 0, 1, 2, \dots \quad (2.1)$$

di mana :

$y = 0, 1, 2, 3, \dots$

$\mu$  = rata-rata banyak sukses yang terjadi dalam selang waktu atau daerah tertentu

$e = 2.71828\dots$

Sebaran Poisson dapat digunakan untuk menghampiri sebaran Binomial apabila  $n$  besar dan peluang sukses  $p$  kecil atau dekat dengan nol (Walpole, 1995).

Menurut Daniel (1989), digunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* untuk memenuhi asumsi peubah respon harus mengikuti sebaran Poisson dengan menggunakan hipotesis :

$H_0$  :  $F(x)$  mengikuti sebaran poisson dengan rata-rata  $\mu$ .

$H_1$  :  $F(x)$  tidak mengikuti sebaran poisson dengan rata-rata  $\mu$ .

Statistik uji *Kolmogorov-Smirnov* :

$$D = \sup | F_n(x) - F_0(x) | \quad (2.2)$$

di mana :

$D$  = jarak tegak maksimum antara fungsi peluang kumulatif contoh dengan fungsi peluang kumulatif Poisson

$F_n(x)$  = Fungsi kumulatif contoh  $P(X \leq x)$

$F_0(x)$  = Fungsi peluang kumulatif Poisson

Apabila nilai statistik  $D_n >$  titik kritis *Kolmogorov-Smirnov*, maka menolak  $H_0$ .

## 2.2 Regresi Poisson

Regresi Poisson dapat digunakan untuk menganalisis data bertipe *count* (jumlahan) seperti misalnya data banyaknya kejadian yang terjadi dalam kurun waktu dan atau wilayah tertentu. Model regresi Poisson termasuk dalam model regresi non linier dan merupakan model standar untuk data diskrit (Cameron dan Trivedi, 1998).

Model regresi Poisson (Myers, 1990) :

$$y_i = \mu_i + \varepsilon_i \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.3)$$

dengan

$$\mu_i = \exp(x_i * \beta) \quad (2.4)$$

di mana :

$y_i$  = Jumlah kejadian

$\mu_i$  = Rata-rata jumlah kejadian yang terjadi dalam selang waktu tertentu

$\varepsilon_i$  = Sisaan ke-i

$\beta$  = Koefisien regresi poisson

## 2.3 Sebaran Binomial Negatif

Sebaran Binomial Negatif sebagai pendekatan suatu percobaan sampai terjadi  $r$  buah sukses, dengan setiap pengulangannya saling bebas di mana peluang gagal yaitu  $1 - p$  dan peluang sukses adalah  $p$ . Jika peubah acak  $Y$  menyatakan jumlah percobaan yang dibutuhkan sampai terjadi  $k$  sukses, maka sebaran peluang peubah acak  $Y$  disebut mengikuti sebaran Binomial Negatif dengan fungsi peluang sebagai berikut:

$$P(Y = y) = \binom{y + r - 1}{y} p^r (1 - p)^y$$

$$= \frac{(y+r-1)!}{(r-1)!y!} p^r (1-p)^y, \quad y = 0, 1, 2, \dots \quad (2.5)$$

di mana:

- $r$  = banyak kejadian sukses
- $y$  = banyak kejadian gagal sebelum kejadian sukses
- $p$  = peluang sukses
- $1 - p$  = peluang gagal

## 2.4 Regresi Binomial Negatif (BN)

Regresi Binomial Negatif dapat digunakan untuk memodelkan data dengan permasalahan overdispersi pada data dengan sebaran poisson (Berk dan MacDonald, 2008). Berikut adalah rata-rata dan ragam sebaran Binomial Negatif (Greene, 2008).

$$\text{Rata-rata : } E(Y_i) = \mu_i \quad (2.6)$$

$$\text{Ragam : } Var(Y_i) = \mu_i + k\mu_i^2 \quad (2.7)$$

di mana  $k$  adalah parameter dispersi, dengan  $k = 1/\alpha$ .

Fungsi regresi Binomial Negatif mempunyai fungsi peluang sebagai berikut (Greene, 2008) :

$$P(y_i, \mu_i, k) = \frac{\Gamma(y_i + 1/k)}{\Gamma(1/k) y_i!} \left( \frac{1}{1 + k\mu_i} \right)^{1/k} \left( \frac{k\mu_i}{1 + k\mu_i} \right)^{y_i}, \quad y_i = 1, 2, \dots \quad (2.8)$$

di mana :

$y_i$  = Jumlah kejadian

$\mu_i$  = Rata-rata jumlah kejadian yang terjadi dalam selang waktu tertentu

## 2.5 Zero Inflation

*Zero Inflation* adalah banyaknya nilai nol yang lebih dari 50% pada peubah respon (Famoye dkk., 2004). Beberapa penelitian terkadang juga ditemui banyaknya nilai nol pada peubah respon untuk data diskrit atau *count*. Seperti contoh penelitian tentang kecelakaan lalu lintas di suatu tempat dengan periode waktu yang telah ditentukan, jumlah kematian pada suatu daerah dalam periode waktu satu tahun, ataupun ketidaklulusan siswa sekolah pada ujian nasional pada tahun yang telah ditentukan. Pada contoh penelitian tersebut pasti akan dijumpai banyaknya nilai nol pada peubah respon.

Nilai nol dalam data penelitian tersebut memiliki arti yang penting dalam penelitian tersebut dan tidak dapat dihilangkan begitu saja karena akan mempengaruhi hasil penelitian. Nilai nol pada data tersebut harus dimasukkan dalam analisis. Besarnya proporsi data yang bernilai nol dapat berakibat pada ketepatan (presisi) dari inferensia. Banyaknya nilai nol yang lebih dari 50% (*zero inflation*) berakibat penggunaan regresi *Poisson* menjadi tidak tepat untuk memodelkan data penelitian (Famoye dkk., 2004).

## 2.6 Regresi *Zero Inflated Poisson* (ZIP)

Penyebab terjadinya overdispersi salah satunya adalah banyaknya nilai nol pada suatu penelitian daripada yang diduga untuk model regresi *Poisson*. Regresi *Zero Inflated Poisson* (ZIP) adalah model campuran untuk data cacah dengan banyaknya nilai nol pada peubah responnya. Model ini merupakan kombinasi dari sebaran kejadian yang bernilai nol (Cameron dan Trivedi, 1998).

Nilai nol peubah respon dalam penelitian diduga muncul dalam dua cara yang sesuai untuk keadaan (*state*) yang terpisah. Keadaan pertama disebut dengan *zero state* yang terjadi dengan peluang  $\omega$  dan menghasilkan penelitian yang bernilai nol, sementara itu untuk keadaan kedua disebut *Poisson State* terjadi dengan peluang  $(1 - \omega)$  dan berdistribusi *Poisson* dengan rata-rata  $\mu$  (Lambert, 1992).

Fungsi sebaran ZIP sebagai berikut (Lambert, 1992) :

$$P(Y = y_i) = \begin{cases} \omega_i + (1 - \omega_i)e^{-\mu_i}, & \text{untuk } y_i = 0 \\ \frac{(1-\omega_i)e^{-\mu_i}\mu_i^{y_i}}{y_i!}, & \text{untuk } y_i > 0 \end{cases} \quad (2.9)$$

dengan  $Y_i \sim \text{ZIP}(\mu, \omega)$  dan  $\mu$  adalah parameter dari sebaran *Poisson* sedangkan  $\omega$  adalah peluang dari kejadian bernilai nol.

Memodelkan  $\omega$  dengan model logit sebagai berikut (Lambert, 1992):

$$\omega = \frac{\exp(x_i^T \gamma)}{1 + \exp(x_i^T \gamma)} \quad (2.10)$$

di mana  $x_i$  adalah vektor  $(1 \times p)$  dari matriks peubah penjelas ke- $i$  dan  $\gamma$  adalah vektor  $(p \times 1)$  dari parameter tambahan.

Lambert dalam Jansakul dan Hinde (2002), menyarankan model penghubung  $\mu$  dan  $\omega$  :

$$\ln(\mu) = \mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta} \text{ dan } \text{logit}(\omega) = \ln \left[ \frac{\omega}{1-\omega} \right] = \mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\gamma} \quad (2.11)$$

di mana  $\mathbf{X}$  adalah matriks peubah penjelas,  $\boldsymbol{\beta}$  dan  $\boldsymbol{\gamma}$  adalah matriks berukuran  $(p+1) \times 1$  dan  $(q+1) \times 1$  dari parameter yang akan diduga, dan  $\omega$  adalah peluang pengamatan bernilai nol.

Rata-rata dan varian regresi ZIP (Jansakul dan Hinde, 2002):

Rata-rata =  $E(Y_i) = \mu_i$

$$\text{var}(Y_i) = \mu_i + \frac{\omega}{(1-\omega)} \mu_i^2 \quad (2.12)$$

dapat dilihat bahwa distribusi dari  $Y_i$  menunjukkan adanya overdispersi jika  $\omega > 0$ , dikarenakan varian lebih besar daripada rata-rata.

## 2.7 Pendugaan Parameter Regresi Zero Inflated Poisson (ZIP)

Pendugaan parameter regresi ZIP dapat dilakukan dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Dilakukan turunan parsial fungsi kemungkinan pada parameter yang diduga.

$$\mu_i = \exp(x_i^T \boldsymbol{\beta})$$

$$\omega_i = \frac{e^{x_i^T \boldsymbol{\gamma}}}{1 + x_i^T \boldsymbol{\gamma}}$$

$$(1 - \omega_i) = \frac{1}{1 + x_i^T \boldsymbol{\gamma}} \quad (2.13)$$

Persamaan (2.13) disubsitusi dalam persamaan (2.9) dan didapat (Lambert, 1992) :

$$P(Y = y_i) = \begin{cases} \frac{e^{x_i^T \boldsymbol{\gamma}}}{1 + x_i^T \boldsymbol{\gamma}} + \frac{1}{1 + x_i^T \boldsymbol{\gamma}} (\exp(-e^{x_i^T \boldsymbol{\beta}})), & \text{untuk } y_i = 0 \\ \frac{\frac{1}{1 + x_i^T \boldsymbol{\beta}} (\exp(-e^{x_i^T \boldsymbol{\beta}})) (e^{x_i^T \boldsymbol{\beta}})^{y_i}}{y_i!}, & \text{untuk } y_i > 0 \end{cases} \quad (2.14)$$

dengan  $\boldsymbol{\beta}$  dan  $\boldsymbol{\gamma}$  adalah parameter yang akan diduga.

Selanjutnya dibuat persamaan  $\ln \text{likelihood}$  dari persamaan (2.14) yaitu :

$$\ln L(\beta, \gamma | y_i) = \begin{cases} \sum_{i=1}^n \ln(e^{x_i^T \gamma} + \exp(-e^{x_i^T \beta})) - \sum_{i=1}^n \ln(1 + e^{x_i^T \gamma}), & \text{untuk } y_i = 0 \\ \sum_{i=1}^n ((x_i^T \beta) y_i - e^{x_i^T \beta}) - \sum_{i=1}^n \ln(1 + e^{x_i^T \gamma}) - \sum_{i=1}^n \ln y_i!, & \text{untuk } y_i > 0 \end{cases} \quad (2.15)$$

Digunakan algoritma EM (*Expectation Maximization*) untuk memaksimalkan fungsi  $\ln$  *likelihood*. Algoritma EM merupakan metode optimasi yang biasa digunakan dalam memaksimumkan fungsi *likelihood* (Hall dan Shen, 2009).

Dimisalkan Y berkaitan dengan peubah indikator Z :

$$Z = \begin{cases} \text{Bernilai 1, jika } y_i \text{ dari } zero \text{ state} \\ \text{Bernilai 0, jika } y_i \text{ dari } poisson \text{ state} \end{cases}$$

Jika nilai  $y_i > 0$  maka nilai  $z_i = 0$ . Sedangkan jika nilai  $y_i = 0$ , maka nilai  $z_i = 0$  atau mungkin 1. Maka dari itu nilai  $z_i$  dianggap hilang.

Langkah-langkah pendugaan parameter menggunakan algoritma EM (*Expectation Maximization*) adalah :

Penentuan sebaran peubah Z

$$P(z_i = 1) = \omega_i$$

$$P(z_i = 0) = 1 - \omega_i$$

Sehingga  $z_i \sim \text{Binomial}(1, \omega_i)$ ,  $E(z_i)$  dan  $var(z_i) = \omega_i(1 - \omega_i)$

Pembentukan sebaran gabungan antara  $y_i$  dan  $z_i$  yaitu:

$$\begin{aligned} f(y_i, z_i | \omega_i, \mu_i) &= f(z_i) f(y_i | z_i) \\ &= f(z_i | 1, \omega_i) f(y_i | z_i, \mu_i) \\ &= (1 - \omega_i)^{(1-z_i)} (\omega_i)^{z_i} \left( \frac{\exp(-\mu_i) \mu_i^{y_i}}{y_i!} \right)^{(1-z_i)} \end{aligned} \quad (2.16)$$

Kemudian substitusikan persamaan (2.11) ke dalam persamaan (2.16) sehingga didapat :

$$\begin{aligned}
\ln L(\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\gamma} | y, z) &= \sum_{i=1}^n [z_i x_i^T \boldsymbol{\gamma} - \ln(1 + \exp(x_i^T \boldsymbol{\gamma}))] \\
&\quad + \sum_{i=1}^n (1 - z_i) (y_i x_i^T \boldsymbol{\beta} - \exp(x_i^T \boldsymbol{\beta})) \\
&\quad - \sum_{i=1}^n (1 - z_i) \ln y_i!
\end{aligned} \tag{2.17}$$

Persamaan (2.17) akan dimaksimumkan menggunakan algoritma EM, dimana  $\boldsymbol{\beta}$  dan  $\boldsymbol{\gamma}$  dapat diduga secara terpisah.

$$\begin{aligned}
\ln L(\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\gamma}, y, z) &= \ln L(\boldsymbol{\beta}, y, z) + \ln L(\boldsymbol{\gamma}, y, z) \\
&\quad - \sum_{i=1}^n (1 - z_i) \ln y_i!
\end{aligned} \tag{2.18}$$

dengan

$$\ln L(\boldsymbol{\gamma}, y, z) = \sum_{i=1}^n [z_i x_i^T \boldsymbol{\gamma} - \ln(1 + \exp(x_i^T \boldsymbol{\gamma}))] \tag{2.19}$$

dan

$$\ln L(\boldsymbol{\beta}, y, z) = \sum_{i=1}^n (1 - z_i) (y_i x_i^T \boldsymbol{\beta} - \exp(x_i^T \boldsymbol{\beta})) \tag{2.20}$$

Tahapan pertama dalam Algoritma EM adalah *E-Step* (tahap ekspektasi). Mengganti peubah  $z_i$  dengan  $z_i^{(k)}$  yang merupakan ekspektasi dari  $z_i$

$$z_i^{(k)} = E(z_i | y_i, \boldsymbol{\gamma}^{(k)}, \boldsymbol{\beta}^{(k)}) = P(z_i = 1 | y_i, \boldsymbol{\gamma}^{(k)}, \boldsymbol{\beta}^{(k)})$$

$$\text{Untuk } y_i = 0, z_i^{(k)} = \frac{1}{1 + \exp(-x_i^T \boldsymbol{\gamma}^{(k)} - \exp(x_i^T \boldsymbol{\beta}^{(k)}))}$$

$$\text{Untuk } y_i > 0, z_i^{(k)} = 0$$

Sehingga persamaan (2.19) dan (2.20) menjadi:

$$\begin{aligned}
\ln L(\boldsymbol{\gamma}^{(k)}, y, z^{(k)}) &= \sum_{i=1}^n \left[ z_i^{(k)} x_i^T \boldsymbol{\gamma}^{(k)} \right. \\
&\quad \left. - \ln(1 + \exp(x_i^T \boldsymbol{\gamma}^{(k)})) \right]
\end{aligned} \tag{2.21}$$

$$\begin{aligned}
\ln L(\boldsymbol{\beta}^{(k)}, y, z^{(k)}) &= \sum_{i=1}^n \left( (1 - z_i^{(k)}) (y_i x_i^T \boldsymbol{\beta}^{(k)} \right. \\
&\quad \left. - \exp(x_i^T \boldsymbol{\beta}^{(k)})) \right)
\end{aligned} \tag{2.22}$$

Tahapan selanjutnya masuk pada tahap maksimalisasi (M-Step). Memaksimalkan  $\boldsymbol{\beta}$  dan  $\boldsymbol{\gamma}$  pada persamaan dengan menghitung  $\boldsymbol{\beta}^{(k+1)}$  dan  $\boldsymbol{\gamma}^{(k+1)}$  dengan metode *Newton Raphson*. Iterasi dilakukan sampai diperoleh penduga parameter yang konvergen yaitu pada saat  $|\boldsymbol{\beta}^{(k+1)} - \boldsymbol{\beta}^{(k)}| < \varepsilon$  dan  $|\boldsymbol{\gamma}^{(k+1)} - \boldsymbol{\gamma}^{(k)}| < \varepsilon$ , di mana  $\varepsilon = 10^{-6}$ .

## 2.8 Regresi *Zero Inflated Binomial Negatif* (ZIBN)

Menurut Berk dan MacDonald (2008), Regresi Binom Negatif dapat digunakan sebagai alternatif untuk memodelkan data poisson yang mengalami overdispersi. Model selanjutnya yang dapat digunakan untuk pengamatan yang terlalu banyak terdapat nilai nol dan mengalami overdispersi adalah *Zero Inflated Binomial Negatif*.

Diduga terdapat dua *state* munculnya nilai nol dalam pengamatan. Yang pertama adalah *zero state* terjadi dengan peluang  $p_i$  dan hasil penelitian bernilai nol. Tahap kedua adalah Binomial Negatif *state* dengan peluangnya  $(1-p_i)$  yang menyebar secara Binomial Negatif dengan rata-rata  $\mu$ . Fungsi peluang *Zero Inflated Binomial Negatif* (Garay dkk, 2011) :



$$P(Y = y_i) = \begin{cases} p_i + (1 - p_i) \left( \frac{k}{\mu_i + k} \right)^k, & \text{untuk } y_i = 0 \\ (1 - p_i) \frac{\Gamma(k + y_i)}{\Gamma(y_i + 1)\Gamma(k)} \left( \frac{\mu_i}{\mu_i + k} \right)^{y_i} \left( \frac{k}{\mu_i + k} \right)^k, & \text{untuk } y_i > 0 \end{cases} \quad (2.23)$$

di mana  $0 \leq p_i \leq 1$ ,  $\mu_i \geq 0$ ,  $1/k$  adalah parameter dispersi dan  $k > 0$ . Sedangkan  $\Gamma(\cdot)$  adalah fungsi gamma. Rata-rata dan ragam regresi ZIBN adalah (Garay dkk, 2011):

$$E(y_i) = (1 - p_i)\mu_i \quad (2.24)$$

$$Var(y_i) = (1 - p_i)\mu_i(1 + \mu_i k^{-1} + p_i \mu_i) \quad (2.25)$$

Model gabungan  $\mu$  dan  $p_i$  adalah (Garay dkk, 2011):

$$\ln(\mu_i) = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} \quad \text{dan} \\ \text{logit}(p_i) = \ln\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) = \mathbf{z}_i^T \boldsymbol{\gamma}, \quad i=1,2,\dots,n \quad (2.26)$$

dengan  $\boldsymbol{\beta}$  dan  $\boldsymbol{\gamma}$  adalah parameter yang belum diketahui dan akan diduga.

## 2.9 Pendugaan Parameter Regresi Zero Inflated Binomial Negatif (ZIBN)

*Maximum Likelihood Estimation* digunakan untuk menduga parameter ZIBN.

$$\mu_i = e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}} \\ \frac{p_i}{1 - p_i} = e^{\mathbf{z}_i^T \boldsymbol{\gamma}} \\ p_i = e^{\mathbf{z}_i^T \boldsymbol{\gamma}} - p_i e^{\mathbf{z}_i^T \boldsymbol{\gamma}} \\ p_i (1 + e^{\mathbf{z}_i^T \boldsymbol{\gamma}}) = e^{\mathbf{z}_i^T \boldsymbol{\gamma}} \\ p_i = \frac{e^{\mathbf{z}_i^T \boldsymbol{\gamma}}}{1 + e^{\mathbf{z}_i^T \boldsymbol{\gamma}}} \quad (2.27)$$

Selanjutnya dilakukan substitusi persamaan (2.27) dalam persamaan (2.23) dan menghasilkan :

$$P(Y = y_i) = \begin{cases} \frac{1}{1+e^{z_i^T \boldsymbol{\gamma}}} \left[ e^{z_i^T \boldsymbol{\gamma}} + \left( \frac{k}{e^{x_i^T \boldsymbol{\beta}} + k} \right)^k \right], & \text{untuk } y_i = 0 \\ \left( \frac{1}{1+e^{z_i^T \boldsymbol{\gamma}}} \right) \frac{\Gamma(k+y_i)}{\Gamma(y_i+1)\Gamma(k)} \left( \frac{e^{x_i^T \boldsymbol{\beta}}}{e^{x_i^T \boldsymbol{\beta}} + k} \right)^{y_i} \left( \frac{k}{e^{x_i^T \boldsymbol{\beta}} + k} \right)^k, & \text{untuk } y_i > 0 \end{cases} \quad (2.28)$$

Selanjutnya dari hasil substitusi persamaan (2.27) ke dalam persamaan (2.23) yang terdapat pada persamaan (2.28), dibuat persamaan *ln likelihood* dan dihasilkan (Garay dkk, 2011) :

$$\ln L(\boldsymbol{\theta}|y_i) = \begin{cases} -\sum_{i=1}^n \ln(1 + e^{z_i^T \boldsymbol{\gamma}}) + \sum_{i=1}^n \ln \left[ e^{z_i^T \boldsymbol{\gamma}} + \left( \frac{k}{e^{x_i^T \boldsymbol{\beta}} + k} \right)^k \right], & \text{untuk } y_i = 0 \\ -\sum_{i=1}^n \ln(1 + e^{z_i^T \boldsymbol{\gamma}}) + \sum_{i=1}^n \ln[\Gamma(k + y_i)] - \sum_{i=1}^n \ln[\Gamma(y_i + 1)] - \\ \sum_{i=1}^n \ln[\Gamma(k)] + \sum_{i=1}^n y_i \ln \left( \frac{e^{x_i^T \boldsymbol{\beta}}}{e^{x_i^T \boldsymbol{\beta}} + k} \right) + \sum_{i=1}^n k \ln \left( \frac{k}{e^{x_i^T \boldsymbol{\beta}} + k} \right), & \text{untuk } y_i > 0 \end{cases} \quad (2.29)$$

Selanjutnya digunakan algoritma EM (*Expectation Maximization*) untuk memaksimalkan fungsi *ln likelihood*. Misalkan peubah Y berkaitan dengan peubah indikator W yaitu :

$$w_i = \begin{cases} \text{Bernilai 1, jika } y_i \text{ berasal dari } zero \text{ state} \\ \text{Bernilai 0, jika } y_i \text{ berasal dari Binomial Negatif state} \end{cases}$$

$$\ln L(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{y}_i, \mathbf{w}_i) = \sum_{i=1}^n \{w_i \mathbf{z}_i^T \boldsymbol{\gamma} - \ln(1 + \mathbf{z}_i^T \boldsymbol{\gamma}) + (1 - w_i) \ln[g(y_i; \boldsymbol{\beta}, \kappa)]\} \quad (2.30)$$

$$\text{di mana } g(y_i; \beta, k) = \frac{\Gamma(k+y_i)}{\Gamma(y_i+1)\Gamma(k)} \left(\frac{\mu_i}{\mu_i+k}\right)^{y_i} \left(\frac{k}{\mu_i+k}\right)^k \quad (2.31)$$

dengan  $\mu_i = e^{x_i^T \beta}$  dan  $\theta$  adalah vektor parameter dari fungsi likelihood yang akan diduga.

Langkah pertama dalam Algoritma EM adalah *E-Step* (tahap ekspektasi). Dalam tahapan ini,  $(s)$  digunakan untuk menyimbolkan iterasi (Garay, 2011).

$$\hat{w}_i^{(s)} = \begin{cases} \left[ 1 + e^{-z_i^T \hat{\gamma}^{(s)}} \left( \frac{\hat{k}^{(s)}}{e^{x_i^T \hat{\beta}^{(s)}} + \hat{k}^{(s)}} \right)^{\hat{k}^{(s)}} \right]^{-1} & , \text{ jika } y_i = 0 \\ 0 & , \text{ jika } y_i > 0 \end{cases} \quad (2.32)$$

dan juga

$$\begin{aligned} Q(\theta | \hat{\theta}^{(s)}) &= \ln L((\theta | y_i, w_i) | y_i, \hat{\theta}^{(s)}) \\ &= \sum_{i=1}^n Q_{1i}(\gamma | \hat{\theta}^{(s)}) + \sum_{i=1}^n Q_{2i}(\beta, k | \hat{\theta}^{(s)}) \end{aligned} \quad (2.33)$$

di mana

$$Q_{1i}(\gamma | \hat{\theta}^{(s)}) = \hat{w}_i^{(s)} z_i^T \gamma - \ln(1 + e^{z_i^T \gamma}) \quad (2.34)$$

dan

$$Q_{2i}(\beta, k | \hat{\theta}^{(s)}) = (1 - \hat{w}_i^{(s)}) \ln \left[ \frac{\Gamma(k + y_i)}{\Gamma(k)\Gamma(1 + y_i)} \left( \frac{e^{x_i^T \beta}}{e^{x_i^T \beta} + k} \right)^{y_i} \left( \frac{k}{e^{x_i^T \beta} + k} \right)^k \right] \quad (2.35)$$

Tahapan selanjutnya masuk pada tahap maksimalisasi (*M-Step*). Dengan  $Q(\theta | \hat{\theta}^{(s)})$  fungsi yang memaksimumkan parameter yang akan diduga. Dengan menggunakan metode iterasi *Newton Raphson* untuk memaksimumkan  $\beta$  dan  $\gamma$  dari hasil tahap ekspektasi (*E-Step*) dengan menghitung  $\beta^{(m+1)}$  dan  $\gamma^{(m+1)}$ . Iterasi dilakukan hingga konvergen dengan syarat  $|\hat{\beta}^{(m+1)} - \hat{\beta}^{(m)}|$  dan  $|\hat{\gamma}^{(m+1)} - \hat{\gamma}^{(m)}|$  kurang dari  $\varepsilon$ , dengan  $\varepsilon = 10^{-6}$ .

## 2.10 Multikolinieritas

Apabila terdapat multikolinieritas, maka akan mempengaruhi hubungan peubah penjelas dengan peubah respon. Akibatnya akan sulit melakukan pendugaan karena penduga koefisien peubah penjelas tidak tunggal melainkan tidak terhingga banyaknya (Sembiring, 1995).

Menurut Gujarati (1991), multikolinieritas adalah terjadinya hubungan linier atau korelasi antara peubah penjelas dalam suatu model regresi linier berganda. Tidak terjadinya multikolinieritas adalah salah satu asumsi yang harus terpenuhi.

Terdapat banyak cara untuk mendeteksi apakah data terjadi multikolinieritas atau tidak. Salah satu cara untuk mendeteksi adanya multikolinieritas atau tidak adalah dengan menggunakan *Variance Inflation Faktor* (VIF). VIF peubah penjelas ke- $j$  adalah (Kutner dkk., 2005).

$$VIF_j = \frac{1}{1-R_j^2} \quad (2.36)$$

dengan  $R_j^2$  adalah koefisien determinasi *auxiliary regression*, yaitu regresi antara  $X_j$  sebagai respon dengan  $(p-1)$  peubah penjelas lain.

$$X_{ji} = a_0 + \sum_{k=1|k \neq j}^{p-1} a_k X_{ki} + v_i \quad (2.37)$$

## 2.11 Overdispersi

Terdapat asumsi yang harus dipenuhi dalam regresi Poisson. Asumsi tersebut adalah nilai rata-rata dari peubah respon harus bernilai sama dengan ragam peubah respon, yang disebut juga dengan *equidispersi*. Namun, dalam analisis data sering dijumpai data dengan ragam peubah respon lebih besar dari rata-rata peubah respon, yang biasa disebut dengan *overdispersi*. Fenomena *overdispersi* dapat ditulis  $\text{var}(Y) > E(Y)$ . Sebaliknya, data dengan ragam peubah respon lebih kecil dari rata-rata peubah respon disebut dengan *underdispersi* (McCullagh dan Nelder, 1989).

Menurut Hardin dan Hilbe (2007), *overdispersi* terjadi akibat beberapa hal yaitu :

- Terdapat korelasi antar pengamatan
- Terdapat pelanggaran asumsi sebaran poisson yaitu ragam lebih besar dari rata-rata
- Terdapat *excess zeros* (nilai 0 berlebih)
- Terdapat *outlier* pada data

Pemeriksaan *overdispersi* dapat dilakukan dengan Statistik uji *Pearson Chi-Square* yang dibagi dengan derajat bebas. Apabila hasil dari Statistik uji *Pearson Chi-Square* yang dibagi dengan derajat bebas lebih besar dari 1 maka data mengalami *overdispersi* (Ismail dan Jermain, 2007) :

$$k = \frac{\chi_p^2}{n-p-1} \quad (2.38)$$

dengan  $\chi_p^2$  adalah :

$$\chi_p^2 = \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \hat{\mu}_i)^2}{\hat{\sigma}_i^2} \quad (2.39)$$

di mana :

- $y_i$  = nilai peubah respon dari pengamatan ke- $i$   
 $n$  = banyak pengamatan  
 $p$  = banyak peubah penjelas  
 $\hat{\mu}_i$  = penduga bagi rata-rata respon ke- $i$   
 $\hat{\sigma}_i^2$  = penduga bagi varian respon ke- $i$

Apabila statistik uji *Pearson Chi-Square* dibagi dengan derajat bebas bernilai lebih dari 1, maka data dikatakan *overdispersi*.

## 2.12 Uji Signifikansi Parameter Secara Simultan

Untuk mengetahui signifikansi parameter regresi secara serempak atau bersama-sama dapat dilakukan dengan cara pengujian parameter simultan. Pengujian ini menggunakan statistik uji G seperti berikut (Agresti, 2007) :

$$G = -2 \ln[L_0 - L_1] \sim \chi^2_{p(\alpha)} \quad (2.40)$$

di mana :

- $L_0$  = *Likelihood* model tanpa semua peubah penjelas  
 $L_1$  = *Likelihood* model dengan semua peubah penjelas

Dengan hipotesis :

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0 ; \beta_j = 0$$

$$H_1 : \text{setidaknya terdapat satu } \beta_j \neq 0$$

dengan  $j = 1, 2, 3, \dots, p$

Jika Statistik Uji  $G > \chi^2_{p(\alpha)}$ , maka hipotesis nol ditolak. Sehingga dapat disimpulkan bahwa parameter regresi signifikan.

### 2.13 Uji Signifikansi Parameter Secara Parsial

Menurut Hosmer dan Lemeshow (2000), untuk mengetahui pengaruh peubah penjelas terhadap peubah respon diperlukan pengujian secara parsial menggunakan uji *Wald* dengan cara :

$$W_j = \frac{\hat{\beta}_j^2}{(SE(\hat{\beta}_j))^2} \quad (2.41)$$

dengan :

$$SE(\hat{\beta}_j) = \sqrt{\text{Var}(\hat{\beta}_j)} \quad (2.42)$$

dengan  $SE(\hat{\beta}_j)$  adalah simpangan baku *Maximum Likelihood Estimation* (MLE).

Dengan hipotesis :

$$H_0 : \beta_j = 0$$

$$H_1 : \beta_j \neq 0$$

dengan  $j = 1, 2, 3, \dots, n$

Jika  $|W| > Z_{\alpha/2}$  dengan  $\alpha$  adalah taraf nyata yang diinginkan, maka hipotesis nol ditolak. Dan dapat disimpulkan bahwa parameter signifikan.

### 2.14 Uji Kelayakan Model

Menurut Agresti (2002), uji *Pearson Chi-Square* dapat digunakan untuk uji kelayakan model. Dengan hipotesis :

$$H_0 : \text{model layak}$$

$$H_1 : \text{model tidak layak}$$

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \hat{\mu}_i)^2}{\text{var}(y_i)} \sim \chi^2_{(n-p)} \quad (2.43)$$

di mana :

$y_i$  = nilai peubah respon dari pengamatan ke- $i$   
 $n$  = banyak pengamatan  
 $p$  = banyak peubah penjelas  
 $\hat{\mu}_i$  = penduga bagi rata-rata respon ke- $i$   
 $\widehat{var}(y_i)$  = penduga bagi varian respon ke- $i$

Model dikatakan layak apabila  $p$ -value dari uji *Pearson Chi-Square* yaitu  $P[\chi^2_{\alpha, (n-p)} > \chi^2_{\text{pearson}}] > \alpha$  dari taraf nyata yang diinginkan ( $\alpha$ ) dengan keputusan hipotesis nol diterima sehingga dapat disimpulkan bahwa model yang diperoleh sesuai dan layak untuk digunakan.

## 2.15 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan dengan membandingkan model yang lebih tepat digunakan untuk data. Salah satu indikator yang dapat digunakan adalah menggunakan nilai *Pearson Chi-Square*.

Menurut Agresti (2002), model regresi terbaik adalah model regresi dengan nilai *Pearson Chi-Square* yang paling kecil. Dalam penelitian ini digunakan persamaan *Pearson Chi-Square* (2.43).

## 2.16 Angka Kematian Ibu

Salah satu permasalahan penting di Indonesia sampai saat ini yang masih menjadi fokus penting pemerintah dan merupakan permasalahan yang besar adalah permasalahan banyaknya kematian ibu hamil. Sudah berbagai upaya yang telah dilakukan pemerintah untuk mengurangi angka kematian ibu. Angka Kematian Ibu (AKI) merupakan salah satu indikator dalam menentukan derajat kesehatan masyarakat.

Menurut Depkes (2009), kematian ibu adalah kematian yang terjadi pada ibu selama masa kehamilan atau dalam 42 hari setelah berakhirnya kehamilan oleh setiap penyebab yang berhubungan dengan atau diperberat oleh kehamilan atau penanganan kehamilan dan persalinan tetapi bukan terjadi akibat dari kecelakaan.

Penyebab secara langsung kematian ibu terjadi akibat komplikasi kehamilan, persalinan dan nifas yang disebabkan oleh

intervensi, kegagalan, penanganan yang tidak tepat atau rangkaian semua peristiwa tersebut (Depkes, 2011).

Dalam dunia pelayanan kesehatan, banyak faktor yang mempengaruhi jumlah kematian ibu hamil. Cakupan ANC (*Antenatal Care*), komplikasi kehamilan yang ditangani, dan penanganan pasca persalinan (nifas) menjadi perhatian penting untuk mengetahui pengaruhnya terhadap jumlah kematian ibu (Depkes, 2011).

Menurut Manuaba (2008), ANC (*Antenatal Care*) adalah pemeriksaan kehamilan untuk mengoptimalisasi kesehatan mental dan fisik ibu hamil agar sanggup menghadapi persalinan, nifas, persiapan memberikan ASI, dan pulihnya kesehatan reproduksi secara wajar. Cakupan pelayanan antenatal (*Antenatal Care*) dikenal dengan sebutan K1 dan K4.

Cakupan K1 adalah ibu hamil yang telah melakukan kunjungan ke fasilitas pelayanan kesehatan untuk mendapatkan pelayanan antenatal sesuai dengan standar untuk pertama kali pada tiga bulan pertama kehamilan. K4 adalah kontak ibu hamil dengan tenaga kesehatan yang ke-empat (atau lebih) untuk mendapatkan pelayanan antenatal sesuai standar yang ditetapkan, dengan ketentuan : satu kali pada triwulan pertama, satu kali pada triwulan kedua, dan dua kali pada triwulan ketiga (Depkes RI, 2010). Standar yang ditetapkan untuk pemeriksaan antenatal pada ibu hamil adalah pelayanan yang mencakup minimal: timbang badan dan ukur tinggi badan, ukur tekanan darah, pemberian imunisasi *Tetanus Toxoid*, ukur tinggi fundus uteri, pemberian tablet besi (90 tablet selama kehamilan), temu wicara (pemberian komunikasi interpersonal dan konseling), test laboratorium sederhana (Hb, Protein urin).

Menurut Depkes (2011), komplikasi adalah kesakitan pada ibu hamil, ibu bersalin, ibu nifas yang dapat mengancam jiwa ibu dan/atau bayi. Penanganan dengan baik terhadap kompliasi sangatlah penting untuk mengurangi jumlah kematian ibu. Cakupan komplikasi kebidanan yang ditangani adalah ibu dengan komplikasi kebidanan di satu wilayah kerja pada kurun waktu tertentu yang mendapat penanganan definitif sesuai dengan standar oleh tenaga kesehatan terlatih pada tingkat pelayanan dasar. Cakupan komplikasi kebidanan yang ditangani dibagi menjadi 3, yaitu:



1. Komplikasi dalam kehamilan, yang meliputi: Abortus, Hiperemesis Gravidarum, perdarahan per vaginam, Hipertensi dalam kehamilan (preeklampsia, eklampsia), kehamilan lewat waktu, ketuban pecah dini.
2. Komplikasi dalam persalinan, yang meliputi: Kelainan letak/presentasi janin, Partus macet/distosia, Hipertensi dalam kehamilan (preeklampsia, eklampsia), perdarahan pasca persalinan, infeksi berat/ sepsis, kontraksi dini/persalinan prematur, kehamilan ganda.
3. Komplikasi dalam Nifas, yang meliputi: Hipertensi dalam kehamilan (preeklampsia, eklampsia), Infeksi nifas, perdarahan nifas.

Menurut Depkes (2011), nifas adalah masa yang dimulai setelah partus selesai dan berakhir setelah kira – kira enam minggu. Namun, alat genital akan pulih kembali sebelum ada kehamilan dalam waktu tiga bulan. Asuhan atau pelayanan masa nifas sangatlah diperlukan karena merupakan masa kritis baik ibu maupun bayinya. Diperkirakan bahwa 60% kematian ibu akibat kehamilan terjadi setelah persalinan, dan 50% kematian masa nifas terjadi 24 jam pertama. Dengan pemantauan, pelayanan dan asuhan pada ibu dan bayi masa nifas diharapkan untuk dapat mencegah kematian.



## **BAB III**

### **METODE PENELITIAN**

#### **3.1 Data Penelitian**

Penggunaan data dalam penelitian ini adalah data sekunder yang didapat dari Dinas Kesehatan Kabupaten Bojonegoro Provinsi Jawa Timur. Data yang digunakan adalah Data Angka Kematian Ibu (AKI) pada setiap Puskesmas Kecamatan di Kabupaten Bojonegoro Tahun 2016. Peubah yang digunakan dalam penelitian ini terdapat pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1. Peubah yang digunakan dalam penelitian.

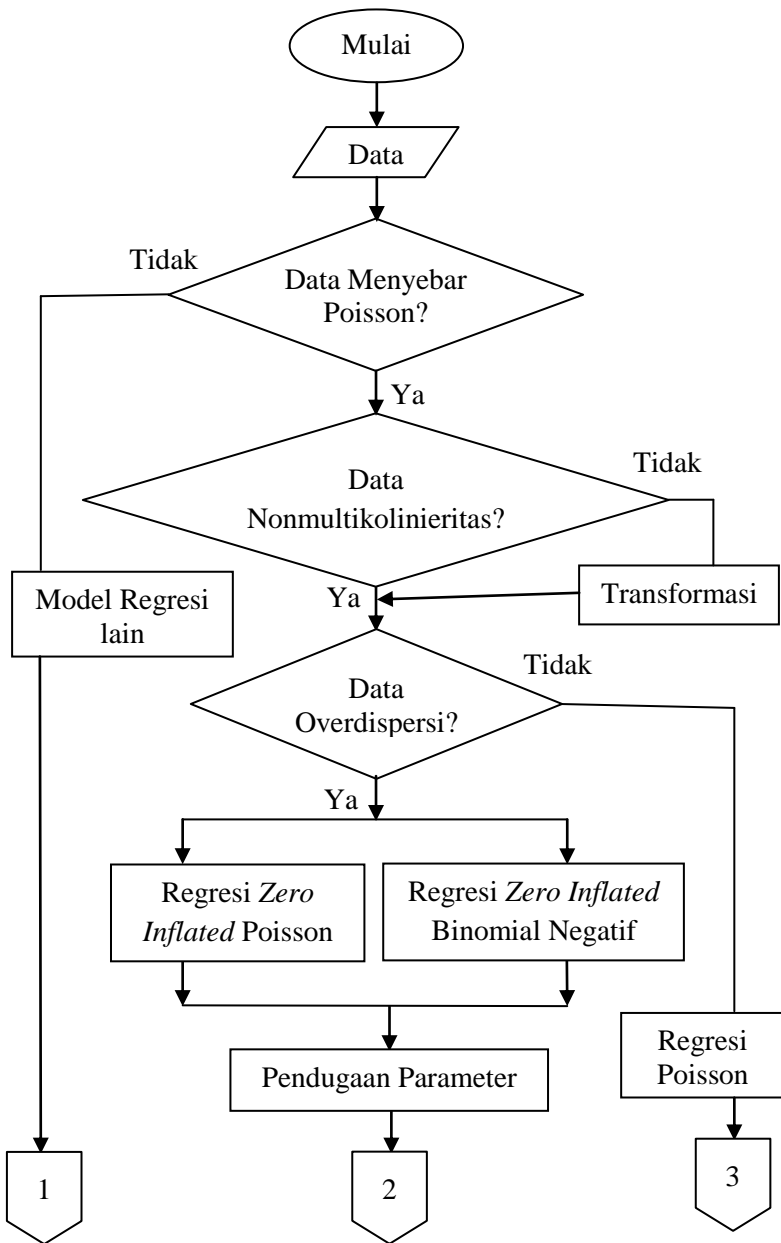
Peubah	Nama Peubah	Keterangan
Y	Jumlah Kematian Ibu (Orang)	Jumlah kematian ibu yang berhubungan dengan kehamilan atau kelahiran
X1	Persentase K1 (%)	Persentase pelayanan antenatal ibu hamil sesuai standar pada triwulan pertama kehamilan
X2	Persentase K4 (%)	Persentase pelayanan antenatal ibu hamil sesuai standar paling sedikit 4 kali
X3	Persentase Komplikasi Kebidanan yang Ditangani (%)	Persentase Komplikasi kehamilan yang mendapat penanganan sesuai standar kebidanan oleh tenaga kesehatan terlatih pada tingkat pelayanan dasar
X4	Persentase Pelayanan Ibu Nifas (%)	Persentase pelayanan kesehatan dari tenaga kesehatan kepada ibu melahirkan dalam masa nifas

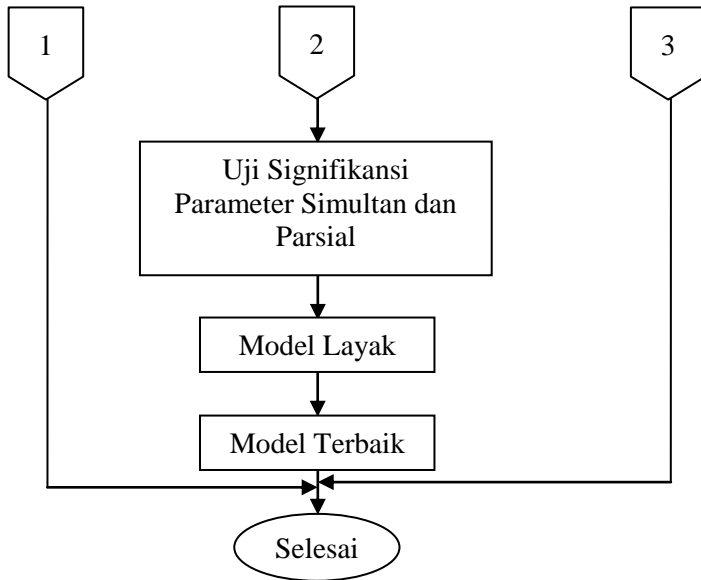
### 3.2 Metode Analisis

Metode analisis data pada penelitian ini adalah :

1. Pemeriksaan sebaran, memeriksa peubah respon apakah mengikuti sebaran Poisson. Menggunakan uji *Komogorov Smirnov* untuk memeriksa sebaran, seperti pada persamaan (2.2).
2. Pemeriksaan adanya Multikolinieritas, penggunaan nilai VIF untuk memeriksa apakah adanya korelasi pada masing-masing peubah, seperti pada persamaan (2.36).
3. Pemeriksaan overdispersi, penggunaan uji *Pearson Chi-Square*. Data overdispersi jika hasil penghitungan uji *Pearson Chi-Square/db* bernilai lebih dari 1, seperti pada persamaan (2.38)
4. Pemeriksaan *zero inflation*, apabila banyaknya nilai nol pada peubah respon lebih dari 50% maka mengalami *zero inflation*.
5. Penggunaan Regresi *Zero Inflated Poisson* (ZIP) dan Regresi *Zero Inflated Binomial Negative* (ZIBN) untuk menangani data yang mengalami overdispersi dan *zero inflation*.
6. Pendugaan parameter model Regresi *Zero Inflated Poisson* (ZIP) dan Regresi *Zero Inflated Binomial Negative* (ZIBN) dengan menggunakan fungsi *Likelihood* seperti pada persamaan (2.15) dan persamaan (2.29).
7. Pengujian signifikansi parameter model regresi, dilakukan secara parsial dan secara simultan. Menggunakan uji *G* untuk pengujian secara simultan dan uji *Wald* untuk pengujian secara parsial, seperti pada persamaan (2.40) dan persamaan (2.41).
8. Pengujian kelayakan model regresi, penggunaan statistik uji sisaan *Pearson* untuk menguji kelayakan model Regresi *Zero Inflated Poisson* (ZIP) dan Regresi *Zero Inflated Binomial Negatif* (ZIBN) seperti pada persamaan (2.43).
9. Pemilihan model terbaik, dengan menggunakan nilai *Pearson Chi-Square* untuk memilih model terbaik antara Regresi *Zero Inflated Poisson* (ZIP) dan Regresi *Zero Inflated Binomial Negatif* (ZIBN), seperti pada persamaan (2.43)

Penelitian ini menggunakan *software SPSS17*, Microsoft Excel, dan RStudio.





Gambar 3.1. Diagram Alir Metode Penelitian

## **BAB IV**

### **HASIL DAN PEMBAHASAN**

Dalam penelitian ini digunakan model regresi *Zero Inflated Poisson* (ZIP) dan regresi *Zero Inflated Binomial Negatif* (ZIBN) untuk memodelkan Angka Kematian Ibu pada setiap puskesmas Kecamatan di Kabupaten Bojonegoro pada Tahun 2016. Pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Kartiningrum E.D. (2013) dengan studi Angka Kematian Ibu di Jawa Timur Tahun 2010, peubah penjelas yang digunakan ada 9 peubah penjelas. Namun merujuk pada Depkes (2011), dalam dunia pelayanan kesehatan banyak faktor yang mempengaruhi jumlah kematian ibu hamil yaitu Cakupan ANC (*Antenatal Care*), komplikasi kehamilan yang ditangani, dan penanganan pasca persalinan (nifas) menjadi perhatian penting untuk mengetahui pengaruhnya terhadap jumlah kematian ibu. Jadi peubah penjelas yang digunakan dalam penelitian ini adalah Persentase Cakupan K1, Persentase Cakupan K4, Persentase Komplikasi Kebidanan yang Ditangani, dan Persentase Pelayanan Ibu Nifas. Berikut adalah hasil dari penelitian ini.

#### **4.1 Pemeriksaan Sebaran Peubah Respon**

Pemeriksaan sebaran peubah respon pada data Angka Kematian Ibu Kabupaten Bojonegoro Tahun 2016 menggunakan Uji Kolmogorov-Smirnov seperti yang terdapat pada persamaan (2.2). Hasil dari Uji Kolmogorov-Smirnov terdapat pada Lampiran 2 Statistik Uji Kolmogorov-Smirnov dengan nilai D adalah 0.034 lebih kecil dari  $D_{28,0.05} = 0.250$  sehingga dapat diambil keputusan bahwa terima  $H_0$  dan dapat diambil kesimpulan bahwa peubah respon mengikuti sebaran Poisson pada tingkat kesalahan 5%. Jadi, jumlah kematian ibu pada data Angka Kematian Ibu Kabupaten Bojonegoro Tahun 2016 mengikuti sebaran Poisson.

#### **4.2 Pemeriksaan Nonmultikolinieritas**

Pengujian nonmultikolinieritas pada Angka Kematian Ibu Kabupaten Bojonegoro Tahun 2016 untuk pendeteksian ada atau tidak hubungan linier antar peubah penjelas adalah dengan menggunakan *Variance Inflation Faktor* (VIF) seperti yang terdapat

pada persamaan (2.36) yang apabila nilai  $VIF > 10$  maka dalam peubah penjelas tersebut mengindikasikan adanya multikolinieritas. Nilai VIF terdapat pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1. Hasil Penghitungan VIF

Peubah Penjelas	Nilai VIF
X1	3.109
X2	3.157
X3	1.236
X4	2.503

Dapat dilihat pada Tabel 4.1 bahwa nilai VIF setiap peubah penjelas kurang dari 10 maka dapat diambil kesimpulan bahwa tidak terdapat multikolinieritas pada peubah penjelas. Hasil pengujian dapat pula dilihat pada Lampiran 3. Jadi, peubah penjelas untuk Angka Kematian Ibu Kabupaten Bojonegoro Tahun 2016 yaitu Persentase K1, Persentase K4, Persentase Komplikasi Kebidanan yang Ditangani, dan Persentase Pelayanan Ibu Nifas tidak terdapat multikolinieritas yang berarti tidak adanya hubungan linier antar peubah penjelas tersebut.

### 4.3 Pemeriksaan Overdispersi

Pemeriksaan overdispersi pada Angka Kematian Ibu Kabupaten Bojonegoro Tahun 2016 menggunakan Uji *Pearson Chi-Square* yang dibagi dengan derajat bebas (db) seperti yang terdapat pada persamaan (2.38) dengan hasil pengujian yang terdapat pada Lampiran 4. Nilai yang diperoleh untuk statistik Uji *Pearson Chi-Square* adalah 27.885 dengan derajat bebas 23. Kemudian dari kedua nilai tersebut dilakukan pembagian yaitu 27.885 dibagi 23 menghasilkan 1.212 yang lebih besar dari 1. Maka diambil kesimpulan bahwa data Angka Kematian Ibu Kabupaten Bojonegoro Tahun 2016 mengalami overdispersi.

### 4.4 Pemeriksaan Zero Inflation

Syarat terjadinya *zero inflation* adalah nilai nol pada peubah respon lebih dari 50%. Penghitungan persentase amatan yang bernilai



nol pada peubah respon Angka Kematian Ibu Kabupaten Bojonegoro Tahun 2016 untuk melihat apakah terjadinya *zero inflation* atau tidak terdapat pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2. Pemeriksaan *Zero Inflation* Peubah Respon

Banyak amatan keseluruhan	Banyaknya amatan bernilai nol	Persentase
28	18	64.28%

Dapat dilihat pada Tabel 4.2 bahwa persentase nilai nol pada peubah respon adalah 64.28%, nilai tersebut lebih besar dari syarat terjadinya *zero inflation* yaitu 50%. Maka dapat diambil kesimpulan bahwa terjadi *zero inflation* pada peubah Jumlah Kematian Ibu data Angka Kematian Ibu Kabupaten Bojonegoro Tahun 2016.

## 4.5 Pendugaan Parameter Regresi

### 4.5.1 Regresi *Zero Inflated Poisson* (ZIP)

Salah satu model yang dapat digunakan untuk memodelkan data yang mengalami overdispersi dan *zero inflation* adalah model Regresi Zero Inflated Poisson (ZIP). Dari hasil pengujian Angka Kematian Ibu Kabupaten Bojonegoro Tahun 2016 dengan menggunakan *packages* pada *software* R yang terdapat pada Lampiran 6, didapatkan hasil yang disajikan pada Tabel 4.3 dan Tabel 4.4.

Tabel 4.3. Hasil Pendugaan Parameter Model ZIP untuk  $\ln(\mu)$ .

Parameter	Nilai Duga
$\beta_0$	17.91105
$\beta_1$	0.00675
$\beta_2$	-0.06204
$\beta_3$	-0.03024
$\beta_4$	-0.10919

Tabel 4.4. Hasil Pendugaan Parameter Model ZIP untuk  $\text{logit}(\omega)$ .

Parameter	Nilai Duga
$\gamma_0$	-11.297

$\gamma_1$	-20.151
$\gamma_2$	8.011
$\gamma_3$	3.882
$\gamma_4$	8.451

Dilihat dari Tabel 4.3 dan Tabel 4.4 maka dapat dibuat model Regresi ZIP :

$$\ln(\mu) = 17.91105 + 0.00675X_1 - 0.06204X_2 - 0.03024X_3 - 0.10919X_4$$

$$\text{logit}(\omega) = -11.297 - 20.151X_1 + 8.011X_2 + 3.882X_3 + 8.451X_4$$

Jika persentase cakupan K1 meningkat 1%, maka kemungkinan terjadi kematian ibu menjadi  $\exp(0.00675) = 1.00677$  kali lipat dibanding sebelumnya dengan asumsi nilai peubah penjelas lain tetap. Jika persentase cakupan K4 meningkat 1%, maka kemungkinan terjadi kematian ibu menjadi  $\exp(-0.06204) = 0.93984$  kali lipat dibanding sebelumnya dengan asumsi nilai peubah penjelas lain tetap. Jika persentase komplikasi kebidanan yang ditangani meningkat 1%, maka kemungkinan terjadi kematian ibu menjadi  $\exp(-0.03024) = 0.97021$  kali lipat dibanding sebelumnya dengan asumsi nilai peubah penjelas lain tetap. Jika persentase pelayanan ibu nifas meningkat 1%, maka kemungkinan terjadi kematian ibu menjadi  $\exp(-0.10919) = 0.89656$  kali lipat dibanding sebelumnya dengan asumsi nilai peubah penjelas lain tetap.

Jika persentase cakupan K1 meningkat 1%, maka kemungkinan terjadi kematian ibu menjadi  $1/\exp(-20.151) = 56.9$  kali lipat dibanding sebelumnya dengan asumsi nilai peubah penjelas lain tetap. Jika persentase cakupan K4 meningkat 1%, maka kemungkinan terjadi kematian ibu menjadi  $1/\exp(8.011) = 0.000331$  kali lipat dibanding sebelumnya dengan asumsi nilai peubah penjelas lain tetap. Jika persentase komplikasi kebidanan yang ditangani meningkat 1%, maka kemungkinan terjadi kematian ibu menjadi  $1/\exp(3.882) = 0.020609$  kali lipat dibanding sebelumnya dengan asumsi nilai peubah penjelas lain tetap. Jika persentase pelayanan ibu nifas meningkat 1%, maka kemungkinan terjadi kematian ibu menjadi  $1/\exp(8.451) = 0.000213$  kali lipat dibanding sebelumnya dengan asumsi nilai peubah penjelas lain tetap.

#### 4.5.2 Regresi Zero Inflated Binomial Negative (ZIBN)

Model Regresi Zero Inflated Binomial Negatif (ZIBN) dapat juga digunakan sebagai alternatif untuk memodelkan data yang mengalami overdispersi dan *zero inflation*. Dari hasil pengujian Angka Kematian Ibu Kabupaten Bojonegoro Tahun 2016 dengan menggunakan *packages* pada *software* R yang terdapat pada Lampiran 7, didapatkan hasil yang disajikan pada Tabel 4.5 dan Tabel 4.6.

Tabel 4.5. Hasil Pendugaan Parameter Model ZIBN untuk  $\ln(\mu)$

Parameter	Nilai Duga
$\beta_0$	17.934334
$\beta_1$	0.006548
$\beta_2$	-0.062039
$\beta_3$	-0.030274
$\beta_4$	-0.109200

Tabel 4.6. Hasil Pendugaan Parameter Model ZIBN untuk  $\text{logit}(p_i)$

Parameter	Nilai Duga
$\gamma_0$	-11.677
$\gamma_1$	-18.206
$\gamma_2$	7.206
$\gamma_3$	3.513
$\gamma_4$	7.675

Dilihat dari Tabel 4.5 dan Tabel 4.6 maka dapat dibuat model Regresi ZIBN :

$$\begin{aligned}\ln(\mu) &= 17.934334 + 0.006548X_1 - 0.062039X_2 - 0.030274X_3 \\ &\quad - 0.109200X_4 \\ \text{logit}(p_i) &= -11.677 - 18.206X_1 + 7.206X_2 + 3.513X_3 \\ &\quad + 7.675X_4\end{aligned}$$

Jika persentase cakupan K1 meningkat 1%, maka kemungkinan terjadi kematian ibu menjadi  $\exp(0.006548) = 1.006569$  kali lipat dibanding sebelumnya dengan asumsi nilai peubah penjelas lain tetap. Jika persentase cakupan K4 meningkat 1%, maka kemungkinan terjadi kematian ibu menjadi  $\exp(-0.062039)$

= 0.939846 kali lipat dibanding sebelumnya dengan asumsi nilai peubah penjelas lain tetap. Jika persentase komplikasi kebidanan yang ditangani meningkat 1%, maka kemungkinan terjadi kematian ibu menjadi  $\exp(-0.030274) = 0.970179$  kali lipat dibanding sebelumnya dengan asumsi nilai peubah penjelas lain tetap. Jika persentase pelayanan ibu nifas meningkat 1%, maka kemungkinan terjadi kematian ibu menjadi  $\exp(-0.1092) = 0.896551$  kali lipat dibanding sebelumnya dengan asumsi nilai peubah penjelas lain tetap.

Jika persentase cakupan K1 meningkat 1%, maka kemungkinan terjadi kematian ibu menjadi  $1/\exp(-18.206) = 80.45$  kali lipat dibanding sebelumnya dengan asumsi nilai peubah penjelas lain tetap. Jika persentase cakupan K4 meningkat 1%, maka kemungkinan terjadi kematian ibu menjadi  $1/\exp(7.206) = 0.000742$  kali lipat dibanding sebelumnya dengan asumsi nilai peubah penjelas lain tetap. Jika persentase komplikasi kebidanan yang ditangani meningkat 1%, maka kemungkinan terjadi kematian ibu menjadi  $1/\exp(3.513) = 0.029807$  kali lipat dibanding sebelumnya dengan asumsi nilai peubah penjelas lain tetap. Jika persentase pelayanan ibu nifas meningkat 1%, maka kemungkinan terjadi kematian ibu menjadi  $1/\exp(7.675) = 0.000464$  kali lipat dibanding sebelumnya dengan asumsi nilai peubah penjelas lain tetap.

## **4.6 Pengujian Parameter Model**

### **4.6.1 Uji Signifikansi Parameter Secara Simultan**

Pengujian signifikansi parameter model regresi secara simultan dilakukan untuk mengetahui apakah parameter yang dihasilkan memiliki keberartian terhadap peubah respon. Pengujian parameter secara simultan data Angka Kematian Ibu Kabupaten Bojonegoro Tahun 2016 dengan menggunakan Uji G seperti pada persamaan (2.40).

Dengan hipotesis :

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0 ; \beta_j = 0$$

$$H_1 : \text{setidaknya terdapat satu } \beta_j \neq 0$$

dengan  $j = 1, 2, 3, \dots, p$

Hasil pengujian pada Lampiran 6 dan Lampiran 7 didapat nilai statistik Uji G untuk ZIP adalah  $\text{Uji } G=8.365 < \chi^2_{0.05,4} = 9.488$  maka diambil keputusan bahwa  $H_0$  diterima. Sedangkan nilai statistik Uji G untuk ZIBN adalah  $\text{Uji } G=7.612 < \chi^2_{0.05,4} = 9.488$  maka diambil keputusan bahwa  $H_0$  diterima. Dari keputusan yang diambil, untuk model Regresi ZIP maupun model Regresi ZIBN dapat disimpulkan bahwa Persentase K1, Persentase K4, Persentase Komplikasi Kebidanan yang Ditangani, Persentase Pelayanan Ibu Nifas secara bersama-sama tidak dapat memberikan pengaruh besar terhadap jumlah kematian ibu di Kabupaten Bojonegoro Tahun 2016.

#### 4.6.2 Uji Signifikansi Parameter Secara Parsial

Pengujian parameter secara parsial data Angka Kematian Ibu Kabupaten Bojonegoro Tahun 2016 dilakukan dengan menggunakan Uji *Wald* seperti pada persamaan (2.41).

Tabel 4.7. Pengujian Parameter Secara Parsial Model Regresi ZIP

Parameter	Statistik Uji Wald	<i>p-value</i>
$\beta_0$	1.835	0.0665
$\beta_1$	0.032	0.9743
$\beta_2$	-0.588	0.5566
$\beta_3$	-0.952	0.3409
$\beta_4$	-0.842	0.4000
$\gamma_0$	-0.002	0.998
$\gamma_1$	-0.155	0.877
$\gamma_2$	0.131	0.895
$\gamma_3$	0.110	0.912
$\gamma_4$	0.133	0.895

Dapat dilihat pada Tabel 4.7 bahwa pengujian parameter secara parsial untuk model Regresi ZIP tidak ada satupun parameter regresi yang signifikan. Sehingga dapat disimpulkan bahwa Persentase K1, Persentase K4, Persentase Komplikasi Kebidanan yang Ditangani, Persentase Pelayanan Ibu Nifas tidak memberikan pengaruh besar terhadap Jumlah Kematian Ibu di Kabupaten Bojonegoro Tahun 2016.

Tabel 4.8. Pengujian Parameter Secara Parsial Model Regresi ZIBN

Parameter	Statistik Uji Wald	<i>p-value</i>
$\beta_0$	1.788	0.0738 .
$\beta_1$	0.031	0.9752
$\beta_2$	-0.588	0.5568
$\beta_3$	-0.948	0.3434
$\beta_4$	-0.841	0.4002
$\gamma_0$	-0.004	0.997
$\gamma_1$	-0.219	0.826
$\gamma_2$	0.201	0.841
$\gamma_3$	0.152	0.879
$\gamma_4$	0.188	0.851

Dapat dilihat pada Tabel 4.8 bahwa pengujian parameter secara parsial untuk model Regresi ZIBN tidak ada satupun parameter regresi yang signifikan. Sehingga dapat disimpulkan bahwa Persentase K1, Persentase K4, Persentase Komplikasi Kebidanan yang Ditangani, Persentase Pelayanan Ibu Nifas tidak memberikan pengaruh besar terhadap Jumlah Kematian Ibu di Kabupaten Bojonegoro Tahun 2016.

Dari pendugaan dan pengujian signifikansi parameter model yang telah dilakukan baik dengan cara simultan ataupun parsial, kedua model regresi baik itu regresi *Zero Inflated Poisson* (ZIP) maupun regresi *Zero Inflated Binomial Negatif* (ZIBN) tidak menghasilkan parameter model yang signifikan kecuali *intercept* ( $\beta_0$  dan  $\gamma_0$ ). Pada penelitian sebelumnya yang dilakukan Kartiningrum E.D. (2013), terdapat parameter yang signifikan yaitu persentase komplikasi kebidanan yang ditangani, dan persentase pelayanan ibu nifas. Pada penelitian ini, alasan kenapa tidak adanya parameter model yang signifikan adalah hal tersebut diduga kemungkinan karena dalam dunia pelayanan kesehatan (Pelayanan Antenatal yaitu K1, dan K4, pelayanan komplikasi yang ditangani oleh bidan dan Pelayanan Ibu Nifas), pelayanan yang diberikan berbeda dan dampak yang ditimbulkan dari pelayanan tersebut berbeda pada penerima pelayanan (ibu hamil), dampak pelayanan berbeda bisa jadi akibat faktor lain pada ibu hamil seperti contoh pemahaman ibu hamil pada kesehatan ibu dan bayi, gaya hidup,

kesehatan lingkungan, dan lain-lain yang kemungkinan berpengaruh pada ibu hamil. Prawirohardjo (2011) membedakan kematian ibu atas kematian langsung dan tidak langsung. Kematian langsung, yaitu kematian yang terjadi sebagai akibat komplikasi kehamilan, persalinan, nifas dan segala intervensi atau penanganan yang tidak tepat dari komplikasi tersebut. Kematian tidak langsung, yaitu kematian yang merupakan akibat dari penyakit yang sudah ada atau penyakit yang timbul sewaktu kehamilan yang berpengaruh terhadap kehamilan, misalnya malaria, anemia, *tuberculosis*, HIV/AIDS, dan penyakit kardiovaskuler. Semua penyakit tersebut berhubungan juga dengan gaya hidup dan kesehatan lingkungan ibu hamil. Oleh karena itu perlu dikaji kembali dari segi ilmu kesehatan apa saja yang mempengaruhi kesehatan ibu hamil.

#### 4.7 Uji Kelayakan Model

Uji kelayakan model pada Angka Kematian Ibu Kabupaten Bojonegoro Tahun 2016 menggunakan *p-value* dari Uji *Pearson Chi-Square* pada persamaan (2.43).

Hipotesis yang digunakan adalah :

$H_0$  : model layak

$H_1$  : model tidak layak

Hasil lengkap pengujian terdapat pada Lampiran 8 dan Lampiran 9. Dapat juga dilihat pada Tabel 4.9.

Tabel 4.9. *P-Value* dari Statistik Uji *Pearson Chi-Square*

Model Regresi	<i>p-value</i>
Regresi <i>Zero Inflated</i> Poisson	0.892707542
Regresi <i>Zero Inflated</i> Binomial Negatif	0.988869784

Dari hasil pengujian tersebut, didapatkan *p-value* dari kedua model lebih besar dari 0.05 ( $\alpha$ ) sehingga dapat diambil keputusan bahwa terima  $H_0$ . Dapat disimpulkan bahwa model Regresi *Zero Inflated* Poisson dan Regresi *Zero Inflated* Binomial Negatif layak digunakan untuk data Angka Kematian Ibu Kabupaten Bojonegoro Tahun 2016.

#### 4.8 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik pada Angka Kematian Ibu Kabupaten Bojonegoro Tahun 2016 menggunakan nilai dari Uji *Pearson Chi-Square* pada persamaan (2.43). Menurut Agresti (2002), model regresi terbaik adalah model regresi dengan nilai *Pearson Chi-Square* yang paling kecil.

Hasil lengkap pengujian terdapat pada Lampiran 8 dan Lampiran 9. Dapat juga dilihat pada Tabel 4.10.

Tabel 4.10. Statistik Uji *Pearson Chi-Square*

Model Regresi	<i>Pearson Chi-Square</i>
Regresi <i>Zero Inflated Poisson</i>	15.05345327
Regresi <i>Zero Inflated Binomial Negatif</i>	10.35348542

Dari hasil pengujian tersebut, didapatkan nilai statistik uji *Pearson Chi-Square* kedua model. Nilai statistik uji *Pearson Chi-Square* untuk Regresi *Zero Inflated Poisson* lebih besar daripada nilai statistik uji *Pearson Chi-Square* Regresi *Zero Inflated Binomial Negatif*, maka dapat diambil kesimpulan bahwa model Regresi *Zero Inflated Binomial Negatif* lebih tepat digunakan untuk Angka Kematian Ibu Kabupaten Bojonegoro Tahun 2016.



## BAB V PENUTUP

### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian Angka Kematian Ibu di Kabupaten Bojonegoro tahun 2016 dengan peubah penjelas Persentase K1, Persentase K4, Persentase Komplikasi Kebidanan yang Ditangani, dan Persentase Pelayanan Ibu Nifas dapat diambil kesimpulan :

1. Model Regresi yang terbentuk adalah untuk model Regresi *Zero Inflated Poisson* (ZIP) adalah  $\ln(\mu) = 17.91105 + 0.00675X_1 - 0.06204X_2 - 0.03024X_3 - 0.10919X_4$  dan  $\text{logit}(\omega) = -11.297 - 20.151X_1 + 8.011X_2 + 3.882X_3 + 8.451X_4$  sedangkan model Regresi *Zero Inflated Binomial Negatif* (ZIBN) adalah  $\ln(\mu) = 17.934334 + 0.006548X_1 - 0.062039X_2 - 0.030274X_3 - 0.109200X_4$  dan  $\text{logit}(P_i) = -11.677 - 18.206X_1 + 7.206X_2 + 3.513X_3 + 7.675X_4$ . Namun parameter yang dihasilkan dari kedua model regresi tersebut tidak ada yang signifikan kecuali *intercept* ( $\beta_0$  dan  $\gamma_0$ ).
2. Dari hasil pengujian *Pearson Chi-Square* yang telah dilakukan, model Regresi *Zero Inflated Binomial Negatif* lebih tepat digunakan untuk data Angka Kematian Ibu Kabupaten Bojonegoro Tahun 2016.

### 5.2 Saran

Saran yang dapat diberikan dari hasil penelitian ini adalah untuk penelitian selanjutnya yang ingin memodelkan data kematian dengan menggunakan Regresi *Zero Inflated Poisson* (ZIP) ataupun Regresi *Zero Inflated Binomial Negatif* (ZIBN), sebaiknya mempertimbangkan untuk menambahkan atau menggunakan peubah penjelas lain yang dari segi ilmu kesehatan memiliki kemungkinan lebih berpengaruh pada data kematian agar parameter yang dihasilkan berkemungkinan signifikan.



## DAFTAR PUSTAKA

- Agresti, A. 2002. *Categorical Data Analysis*. John Wiley and Sons, Inc. New York.
- Akaike, H. 1978. *A Bayesian Analysis of The Minimum AIC Procedure*.
- Berk, R. dan J.M. MacDonald. 2008. *Overdispersion and Poisson Regression*. Springer. Philadelphia.
- Cameron, A.C. dan Trivedi P.K. 1998. *Regression Analysis of Count Data*. Cambridge University Press. Cambridge.
- Depkes R.I. 2009. *Sistem Kesehatan Nasional*. Departemen Kesehatan RI. Jakarta.
- Depkes RI, 2010. *Cakupan Pelayanan Kesehatan Antenatal dan Imunisasi Tetanus Toksoid Kepada Ibu*. <http://www.depkes.go.id/downloads> Online, diakses tanggal 8 September 2011
- Depkes RI. 2011. *Analisis kematian ibu di Indonesia*. Departemen Kesehatan RI. Jakarta.
- Daniel, W.W. 1989. *Statistika Non Parametrik Terapan*. Penerjemah A. T. Kantjono. PT Gramedia. Jakarta.
- Famoye, F., & Singh, K.P. 2006, *Zero-Inflated Generalized Poisson Regression Model with an Application to Domestic Violence Data*. *Journal of Data Science* 4 (2006) 117-130. <http://www.sinica.edu.tw/%7Ejds/JDS-167.pdf>. Tanggal akses : 22 Maret 2015.
- Garay, A.M., E.M. Hashimoto, E.M.M. Ortega, dan V.H. Lachos. 2011. *On Estimation And Influence Diagnostics For Zero-Inflated Negative Binomial Regression Models*, hal. 1-17. [http://www.ime.unicamp.br/rel\\_pesq/2010/pdf/rp04-10.pdf](http://www.ime.unicamp.br/rel_pesq/2010/pdf/rp04-10.pdf). Diakses pada tanggal 26 Maret 2015.

- Greene. W.. 2008. *Functional Forms For The Negative Binomial Model For Count Data*. Foundations and Trends in Econometrics. New York University. New York. hal. 585-590.
- Gujarati, D.. 1991. *Ekonometrika Dasar*. Penerjemah Sumarno Zain. Erlangga. Jakarta.
- Hall, D.B. dan Shen, J. 2009. Robust Estimation for Zero-Inflated Models. *Computational Statistics and Data Analysis*. 40: 75-96.
- Hardin, J.W. dan J.M. Hilbe. 2007. *Generalized Linear Models and Extensions*. A Stata Press Publication. Texas.
- Hosmer, D.W. dan S. Lemeshow. 2000. *Applied Logistic Regression*. John Wiley and Sons, Inc. New York.
- Ismail, N. dan A.A. Jemain. 2007. *Handling Overdispersion with Binomial Negative and Generalized Poisson Regression Models*. Casualty Actuarial Society Forum. <http://www.casact.org/pubs/forum/07wforum/07w109.pdf>. Diakses tanggal : 27 Februari 2015.
- Jansakul, N. dan J.P. Hinde. 2002. *Score Tests for Zero-Inflated Models*. *Computational Statistics and Data Analysis*, Vol.40 : 75-96. Jurnal Statistika Universitas Diponegoro Semarang. [http://ejournal.undip.ac.id/index.php/media\\_statistika/article/view/4524/4130](http://ejournal.undip.ac.id/index.php/media_statistika/article/view/4524/4130). Diakses tanggal 30 Maret 2015
- Kartiningrum, E.D.. 2013. *Pemodelan Faktor yang Mempengaruhi Kematian Ibu di Provinsi Jawa Timur Menggunakan Zero Inflated Poisson Regression*. <http://dppm.uir.ac.id/dokumen/seminar/2013/F.Eka%20Diah%20Kartiningrum.pdf>. Diakses tanggal 13 April 2015.
- Kleinbaum D.G., L.L. Kupper, dan K.E. Muller. 1988. *Applied Regression Analysis and Other Multivariable Methods*. PWS-KENT Publishing Company. Boston. Jurnal Statistika Institut Pertanian Bogor.

<http://repository.ipb.ac.id/bitstream/handle/123456789/17998/G08rpd.pdf?sequence=5>. Diakses tanggal 5 April 2015

- Kutner, M.H., C.J. Nachtsheim dan J. Neter. 2005. *Applied Linear Regression Models*. Fifth Edition. McGraw-Hill Companies, Inc. New York.
- Lambert, D. 1992. Zero-Inflated Poisson Regression with an Application to Defects in Manufacturing, *Journal Technometrics*, 34: 1-14.
- Manuaba. 2008. *Gawat Darurat Obstetri Ginekologi dan Obstetri Ginekologi untuk Profensi Bidan*. EGC. Jakarta.
- McCullagh, P., dan J.A. Nelder. 1983. *Generalized Linear Models*. Chapman and Hall. London. Jurnal Statistika Institut Pertanian Bogor.  
<http://repository.ipb.ac.id/bitstream/handle/123456789/70273/2014lpr.pdf?sequence=1>. Diakses tanggal 26 Maret 2015.
- Myers, R.H. 1990. *Classical and Modern Regression with Applications*. Second Edition. PWS-KENT Publishing Company. Boston.
- Prawirohardjo, Sarwono. 2011. *Ilmu Kebidanan*. PT Bina Pustaka Sarwono Prawirohardjo. Jakarta.
- Sekarmini, N.M., I.K.G. Sukarsa dan I.G.A.M. Srinadi. 2013. *Penerapan Regresi Zero Inflated Negative Binomial (ZINB) untuk Pendugaan Kematian Anak Balita*.  
<https://www.mysciencework.com/publication/read/2179524/penerapan-regresi-zero-inflated-negative-binomial-zinb-untuk-pendugaan-kematian-anak-balita>. Diakses tanggal 13 April 2015.
- Sembiring, R.K. 1995. *Analisis Regresi*. Penerbit ITB. Bandung.
- Walpole, R.E. 1995. *Pengantar Statistika*. Penerjemah B. Sumantri. PT Gramedia Pustaka Utama. Jakarta.



Lampiran 1. Data Angka Kematian Ibu pada Setiap Kecamatan di Kabupaten Bojonegoro Tahun 2016

No	Y	X1	X2	X3	X4
1	0	99.15	96.05	100	99.41
2	0	88.94	93.27	100	97.47
3	1	96.74	83.09	98.19	100
4	0	84.75	76.27	100	94.03
5	0	82.41	89.88	98.8	98.48
6	0	85.91	82.73	100	83.8
7	0	83.85	78.39	100	83.07
8	1	92.14	89.58	100	87.5
9	0	94.51	95.23	89.13	97.2
10	0	96.79	95.24	93.12	100
11	3	91.58	85.6	100	91.1
12	1	100	100	95.65	100
13	1	100	91.13	92.53	97.5
14	1	93.51	86.93	94.49	97.3
15	0	96.78	91.36	100	96.88
16	0	78.68	73.67	100	74.8
17	0	92.72	88.35	96.19	99.5
18	1	99.87	95.64	79.45	97.85
19	0	96.35	94.43	88.7	98.9
20	1	92.71	86.67	77.02	93.85
21	1	98.01	93.27	79.56	95.13
22	0	94.43	85.98	100	96.38
23	0	100	91.89	97.97	97.15
24	0	90.17	89.74	96.74	95.82
25	0	99.77	93.12	100	100
26	0	100	100	100	100
27	1	100	99.78	74.73	100
28	0	98.92	99.46	86.49	98.36

Keterangan:

Y = Jumlah Kematian Ibu (Orang)

X1 = Persentase Cakupan K1 (%)

X2 = Persentase Cakupan K4 (%)

X3 = Persentase Komplikasi Kebidanan yang Ditangani (%)

X4 = Persentase Pelayanan Ibu Nifas (%)



Lampiran 2. Uji Kolmogorov Smirnov untuk pemeriksaan sebaran

**One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test**

		Kematian
N		28
Poisson Parameter <sup>a,b</sup>	Mean	.43
Most Extreme Differences	Absolute	.034
	Positive	.034
	Negative	-.026
Kolmogorov-Smirnov Z		.178
Asymp. Sig. (2-tailed)		1.000

a. Test distribution is Poisson.

b. Calculated from data.

### Lampiran 3. Pemeriksaan Nonmultikolinieritas dengan VIF

#### Coefficients<sup>a</sup>

Model		Collinearity Statistics	
		Tolerance	VIF
1	X1	.322	3.109
	X2	.317	3.157
	X3	.809	1.236
	X4	.400	2.503

a. Dependent Variable: Y

#### Lampiran 4. Pemeriksaan Overdispersi

##### Goodness of Fit<sup>b</sup>

	Value	df	Value/df
Deviance	20.336	23	.884
Scaled Deviance	20.336	23	
Pearson Chi-Square	27.885	23	1.212
Scaled Pearson Chi-Square	27.885	23	
Log Likelihood <sup>a</sup>	-20.664		
Akaike's Information Criterion (AIC)	51.328		
Finite Sample Corrected AIC (AICC)	54.056		
Bayesian Information Criterion (BIC)	57.989		
Consistent AIC (CAIC)	62.989		

Dependent Variable: Kematian

Model: (Intercept), X1, X2, X3, X4

a. The full log likelihood function is displayed and used in computing information criteria.

b. Information criteria are in small-is-better form.

Lampiran 5. Algoritma RStudio untuk Model Regresi Zero Inflated Poisson (ZIP) dan Model Regresi Zero Inflated Binomial Negatif (ZIBN) dengan menggunakan packages *pscl*

```
library(MASS)
library(pscl)
library(AER)
DattaR <- readxl::read_xlsx("D:/SKRIPSI/SKRIPSI
WHY/DattaR.xlsx")
attach(DattaR)
Y <- cbind(Kematian)
X <- cbind(K1, K4, KomKebidanan, LayanNifas)
X1 <- cbind(K1, K4, KomKebidanan, LayanNifas)
summary(Y)
summary(X)
poisson <- glm(Y ~ X, family = poisson)
summary(poisson)
negbin <- glm.nb(Y ~ X)
summary(negbin)
hpoisson <- hurdle(Y ~ X | X1, link = "logit", dist = "poisson")
summary(hpoisson)
hnegbin <- hurdle(Y ~ X | X1, link = "logit", dist = "negbin")
summary(hnegbin)
zip <- zeroinfl(Y ~ X | X1, link = "logit", dist = "poisson")
summary(zip)
zinb <- zeroinfl(Y ~ X | X1, link = "logit", dist = "negbin")
summary(zinb)
```

Lampiran 6. Hasil Pendugaan Parameter Model Regresi Zero Inflated Poisson (ZIP)

```
Call:
zeroinfl(formula = Y ~ X | x1, dist =
"poisson", link = "logit")

              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept) 17.91105   9.75953   1.835  0.0665 .
x1           0.00675   0.20982   0.032  0.9743
x2          -0.06204   0.10554  -0.588  0.5566
x3          -0.03024   0.03175  -0.952  0.3409
x4          -0.10919   0.12972  -0.842  0.4000

              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept) -11.297   5552.740  -0.002  0.998
x1          -20.151   130.079  -0.155  0.877
x2           8.011    60.943   0.131  0.895
x3           3.882    35.156   0.110  0.912
x4           8.451    63.760   0.133  0.895

Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*'
0.05 '.' 0.1 ' ' 1

2 x log-likelihood:  8.365
```

Lampiran 7. Hasil Pendugaan Parameter Model Regresi Zero Inflated Binomial Negatif (ZIBN)

```
Count model coefficients (negbin with log
link):
      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept) 17.934334 10.030976 1.788 0.0738 .
      x1      0.006548 0.210393  0.031 0.9752
      x2     -0.062039 0.105589 -0.588 0.5568
      x3     -0.030274 0.031950 -0.948 0.3434
      x4     -0.109200 0.129803 -0.841 0.4002
Log(theta) 18.244465 75.456352 0.242 0.8089

Zero-inflation model coefficients (binomial
with logit link):
      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept) -11.677 2924.31 -0.004 0.997
      x1     -18.206   83.020 -0.219 0.826
      x2       7.206   35.859  0.201 0.841
      x3       3.513   23.100  0.152 0.879
      x4       7.675   40.736  0.188 0.851
      ---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*'
0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Theta = 83843677.7184

2 x log-likelihood:  7.612
```

Lampiran 8. Perhitungan Excel *Pearson Chi-Square* Untuk Regresi *Zero Inflated Poisson*

Y	rata2	Y-rata2	(Y-rata2) <sup>2</sup>	ω	var(Y)	(Y-rata2) <sup>2</sup> / var(Y)
0	0.2845	-0.2845	0.0809	1.0148	0.2845	0.2845
0	0.3899	-0.3899	0.1520	1	0.5419	0.2805
1	0.6193	0.3807	0.1449	1.3236	0.6193	0.2340
0	1.5844	-1.5844	2.5102	1	4.0946	0.6131
0	0.4276	-0.4276	0.1828	1	0.6104	0.2995
0	3.2682	-3.2682	10.6813	0.9999	13.949	0.7657
0	4.5691	-4.5691	20.8764	0.9999	25.445	0.8204
1	1.4878	-0.4878	0.2379	1.3547	1.4878	0.1599
0	0.5129	-0.5129	0.2631	0.9999	0.7760	0.3390
0	0.3398	-0.3398	0.1155	0.9996	0.4553	0.2537
3	1.2807	1.7193	2.9561	2.5033	1.2807	2.3082
1	0.2395	0.7605	0.5784	0.0001	0.2394	2.4156
1	0.5994	0.4006	0.1605	7.0192	0.5994	0.2677
1	0.7172	0.2828	0.0799	3.9932	0.7172	0.1115
0	0.4936	-0.4936	0.2437	1.3950	0.4936	0.4936
0	14.5886	14.5886	212.827	0.9999	227.41	0.9359
0	0.4879	-0.4879	0.2381	1	0.7261	0.3279
1	0.6472	0.3528	0.1245	8.081	0.6472	0.1923
0	0.4592	-0.4592	0.2109	8.9429	0.4592	0.4592
1	1.7919	-0.7919	0.6271	3.8234	1.7919	0.3499
1	0.9930	0.0070	4.8553	1.3871	0.9930	4.8894
0	0.7164	-0.7164	0.5133	1.4377	0.7164	0.7164
0	0.5039	-0.5039	0.2540	2.3840	0.5040	0.5039
0	0.6468	-0.6468	0.4183	1	1.0651	0.3927
0	0.3212	-0.3212	0.1032	3.5650	0.3212	0.3212
0	0.2099	-0.2099	0.0441	0.9997	0.2540	0.1735
1	0.4570	0.5430	0.2949	1.2787	0.4570	0.6453
0	0.3879	-0.3879	0.1504	1.7882	0.3879	0.3879

Lampiran 8. (Lanjutan)

<i>Chi-Square Pearson</i>	15.05345327
<i>p-value</i>	0.892707542



Lampiran 9. Perhitungan Excel *Pearson Chi-Square* Untuk Regresi *Zero Inflated Binomial Negatif*

Y	miu	Pi	rata2	Y-rata2	(Y-rata2)^ 2	Var(Y)	(Y-rata2)^ 2 / Var(Y)
0	0.2842	3.06E-05	0.2841	-0.2841	0.0807	0.2842	0.2841
0	0.3903	0.5274	0.1845	-0.1845	0.0340	0.2225	0.1530
1	0.6190	1.55E-27	0.6190	0.3810	0.1452	0.6191	0.2345
0	1.5874	0.7634	0.3756	-0.3756	0.1411	0.8308	0.1698
0	0.4286	0.8012	0.0852	-0.0852	0.0073	0.1145	0.0634
0	3.2740	1.0000	1.15E-06	-1.15E-06	1.32E-12	4.91E-06	2.69E-07
0	4.5791	1.0000	8.58E-07	-8.58E-07	7.36E-13	4.79E-06	1.54E-07
1	1.4886	9.24E-10	1.4886	-0.4886	0.2387	1.4890	0.1603
0	0.5131	1.0000	1.13E-06	-1.13E-06	1.28E-12	1.71E-06	7.47E-07
0	0.3397	0.9992	0.0003	-0.0003	7.93E-08	0.0004	0.0002
3	1.2814	8.66E-06	1.2814	1.7186	2.9537	1.2817	2.3045
1	0.2392	0.0003	0.2391	0.7609	0.5789	0.2392	2.4207
1	0.5989	4.02E-45	0.5989	0.4011	0.1609	0.5989	0.2687
1	0.7174	0.0001	0.7173	0.2827	0.0799	0.7174	0.1114
0	0.4934	1.31E-09	0.4934	-0.4934	0.2434	0.4934	0.4933
0	14.6371	1.0000	7.89E-05	-7.89E-05	6.22E-09	0.0012	5.04E-06
0	0.4881	0.8388	0.0787	-0.0787	0.0062	0.1109	0.0558
1	0.6469	9.07E-49	0.6469	0.3531	0.1247	0.6470	0.1928

0	0.4592	4.12E-07	0.4592	-0.4592	0.2109	0.4592	0.4591
1	1.7938	2.87E-37	1.7938	-0.7938	0.6302	1.7945	0.3512
1	0.9930	2.23E-50	0.9930	0.0070	4.96E-05	0.9932	4.99E-05
0	0.7164	1.55E-09	0.7164	-0.7164	0.5132	0.7165	0.7163
0	0.5034	1.31E-35	0.5034	-0.5034	0.2534	0.5035	0.5034
0	0.6474	0.8636	0.0883	-0.0883	0.0078	0.1377	0.0566
0	0.3208	2.40E-17	0.3208	-0.3208	0.1029	0.3209	0.3208
0	0.2097	0.9992	0.0002	-0.0002	2.85E-08	0.0002	0.0001
1	0.4568	7.09E-37	0.4568	0.5432	0.2951	0.4568	0.6459
0	0.3877	7.32E-17	0.3877	-0.3877	0.1503	0.3877	0.3876

<i>Chi-Square Pearson</i>	10.35348542
<i>p-value</i>	0.988869784